



# FACULTAD DE ESTUDIOS ESTADÍSTICOS

## GRADO EN ESTADISTICA APLICADA

Curso 2017/2018

---

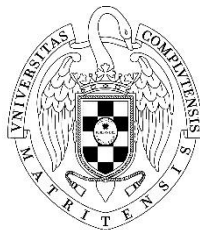
Trabajo de Fin de Grado

*TITULO: Evolución del precio del Bitcoin.  
Análisis estadístico de series temporales.*

**Alumno: Le Jun Chen**

**Tutor: Juana M<sup>a</sup> Alonso Revenga**

Junio de 2018



---

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE  
MADRID



# Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

## Índice

1. Introducción .....	2
1.1. ¿Qué es el Bitcoin? .....	2
1.2. Minado de Bitcoins. ....	3
1.3. Tecnología blockchain. ....	5
2. Metodología y Objetivos.....	6
2.1. Descripción de los datos. ....	6
2.2. Objetivos principales. ....	7
3. Introducción a las técnicas de series temporales utilizadas. ....	7
3.1. Modelos ARIMA. ....	7
3.2. Modelos de suavizado exponencial. ....	8
3.3. Regresión dinámica. ....	9
3.4. Modelos Arch y Garch .....	9
4. Estudio descriptivo de las variables. ....	10
4.1. Visualización del conjunto de variables. ....	10
5. Modelo ARIMA. ....	12
5.1. Estabilidad en varianzas.....	12
5.2. Estabilidad en medias. ....	13
5.3. Creación del modelo ARIMA. ....	15
5.4. Elección del modelo ARIMA.....	18
6. Modelos de suavizado exponencial. ....	21
7. Modelos de regresión dinámica. ....	23
8. Modelos ARCH y GARCH.....	34
9. Comparación de modelos.....	39
10. Conclusiones.....	41
Bibliografía.....	43



# 1. Introducción

## 1.1. ¿Qué es el Bitcoin?

El Bitcoin o BTC es la primera criptomoneda de la historia. Creada en 2009 por una persona o grupo de personas bajo el pseudónimo de Satoshi Nakamoto y basada en la tecnología blockchain<sup>1</sup> o cadena de bloques lo cual le confiere de unas características distintas a las monedas tradicionales como la descentralización, una cantidad máxima de 21 millones de BTC o la anonimidad.

Su alta volatilidad provoca que el precio de un Bitcoin en USD (dólares americanos) haya experimentado grandes fluctuaciones, aunque la tendencia en general ha sido creciente hasta finales de 2017 (alcanzando un máximo de 19.499 USD = 1 BTC), durante los primeros meses de 2018 el precio ha ido decreciendo hasta estabilizarse alrededor de los 8.000 UDS = 1 BTC.

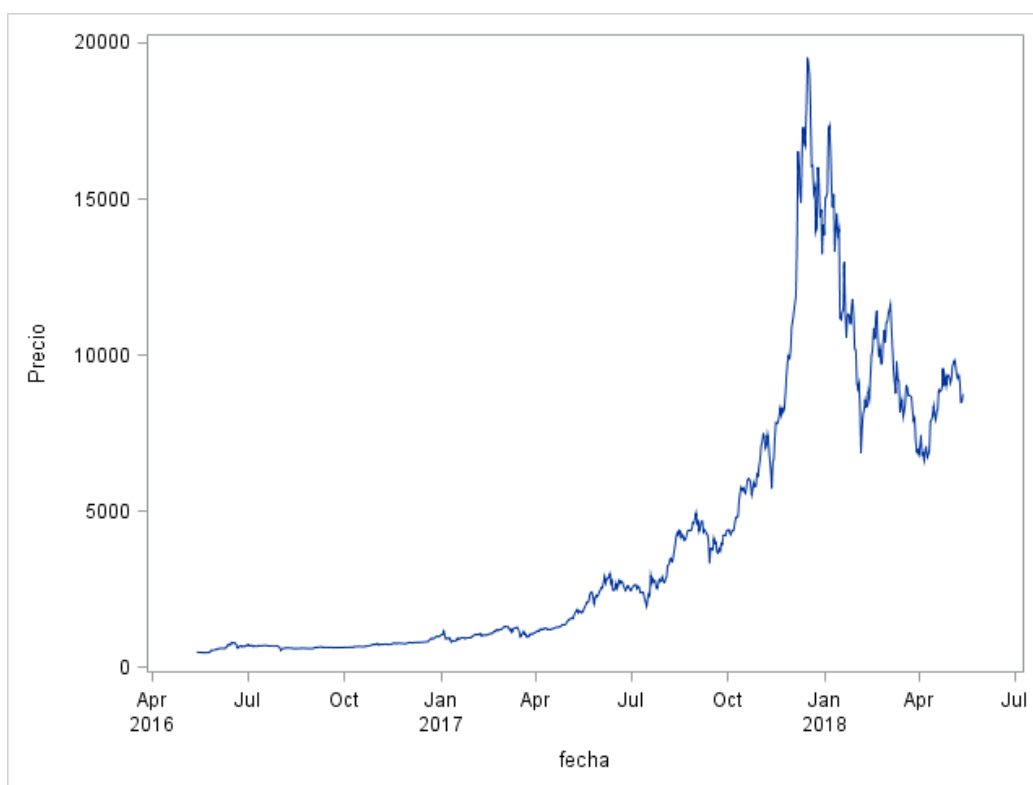


Gráfico 1.1.1 Precio diario del Bitcoin en USD.

<sup>1</sup> Blockchain: estructura de datos en la que la información contenida se agrupa en conjuntos (bloques) a los que se les añade metainformación relativa a otro bloque de la cadena anterior en una línea temporal. [Wikipedia](https://es.wikipedia.org/wiki/Blockchain)



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

El Bitcoin no es una moneda al uso, sus características se asemejan más a un producto como el oro que a una divisa como el euro. Uno de los mayores inconvenientes para los inversores del Bitcoin es la disponibilidad de recuperar el dinero invertido de forma inmediata, además de las grandes fluctuaciones que experimenta cada momento por el hecho de ser una tecnología relativamente nueva y la existencia de una gran cantidad de especuladores que invierten en esta moneda virtual para sacar un beneficio actuando como intermediarios.

En definitiva, el Bitcoin tiene un gran potencial (al ser la pionera en este campo) para convertirse en la moneda del futuro, pero los inconvenientes citados junto con la aparición de nuevas y posiblemente mejores criptomonedas (más seguridad o mejor optimizadas), pueden hacer que de un día para otro pase al olvido, por lo tanto, el estudio del Bitcoin es un tema muy interesante desde un punto de vista estadístico.

### 1.2. Minado de Bitcoins.

Cada 10 minutos la red computacional más grande del planeta formado por mineros de todos los países (en su mayoría chinos), compiten por encontrar la solución a un sencillo problema matemático mediante prueba y error. Utilizando números aleatorios, el usuario o usuarios que encuentren la solución son recompensados con una cantidad de Bitcoins que sigue una función de decrecimiento geométrico con una reducción del 50% cada 210.000 bloques minados, es decir, cada vez se generan menos BTCs.

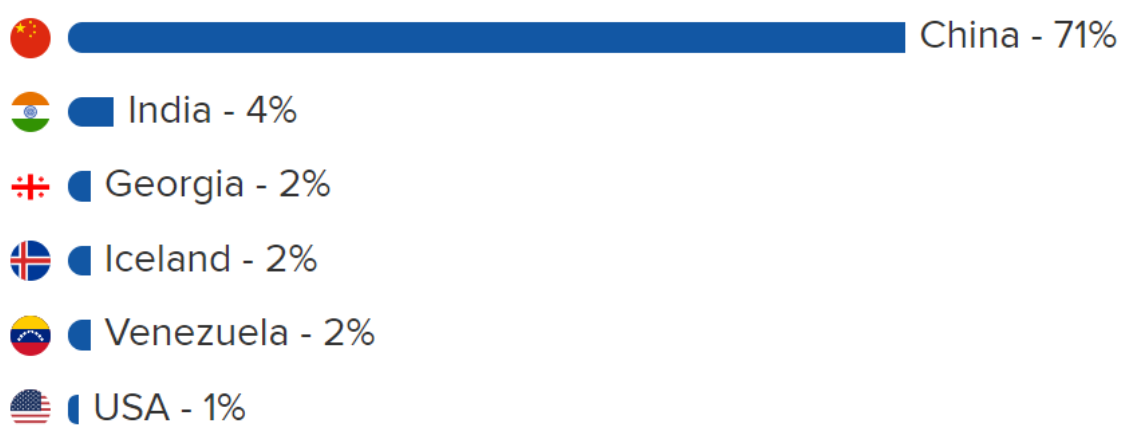


Gráfico 1.2.1 Potencia de minado por países. Fuente: [buybitcoinworldwide](http://buybitcoinworldwide.com).



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

En el gráfico 1.2.1 se ve claramente la dominancia de China en este campo, debida principalmente al bajo precio de la electricidad. El proceso de prueba y error mencionado anteriormente consume mucha energía, siendo una de las principales desventajas del Bitcoin frente a las criptomonedas emergentes.

Toda esta red genera una gran competencia y búsqueda de eficiencia la cual se consigue agrupándose en grupos o pools. Todos los miembros del pool se reparten los números aleatorios utilizados para solucionar el siguiente hash, de esta forma se aseguran de que entre los miembros no se repite ningún número aleatorio. Cuando uno de los miembros consigue resolver el bloque y obtener la recompensa, ésta se reparte entre todos, así, en media y a largo plazo las ganancias son mayores.

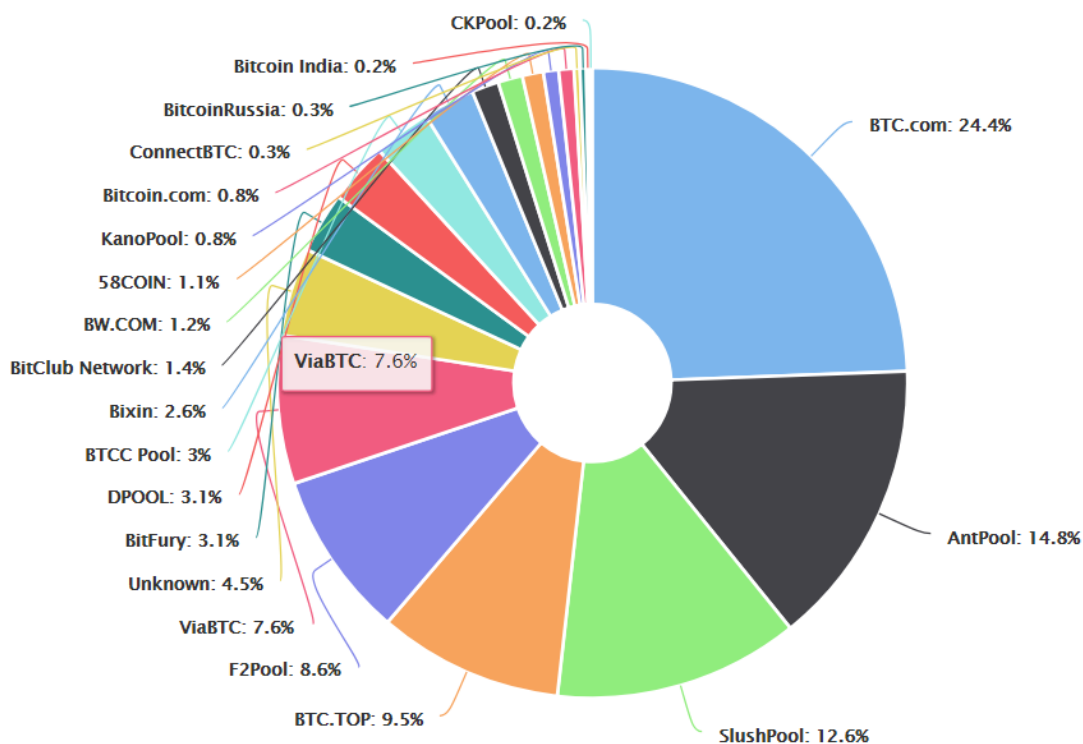


Grafico 1.2.2 Mayores pools de mineros. Fuente [Blockchain.info](https://blockchain.info).

La mayoría de estos grupos (BTC.com, AntPool, ViaBTC ...) están alojados en China, se rumorea que algunas de las plantas de energía ceden su producción sobrante a las redes de estos mineros para no desperdiciar esta energía.

## 1.3. Tecnología blockchain.

La tecnología blockchain o cadena de bloques es una estructura que guarda paquetes de información insertándolos en la cadena de bloques. Cada bloque tiene un código único que designa al bloque inmediatamente anterior, de esta forma la información que ha sido verificada nunca puede ser modificada. Esta tecnología, es una de las principales ventajas del Bitcoin frente al Euro o el dólar americano. Actualmente la red bitcoin contiene 500.000 bloques y sigue creciendo.

Todo esto genera una cantidad enorme de datos que puede ser utilizada para modelizar el comportamiento del Bitcoin (cuyas existencias totales alcanzaron un valor máximo de 326 billones en diciembre de 2017, equivalente al producto interior bruto anual de un país como Dinamarca<sup>2</sup>), cada transacción que se realiza, genera información que se queda guardada en la cadena de bloques y puede ser consultada por todo el mundo.

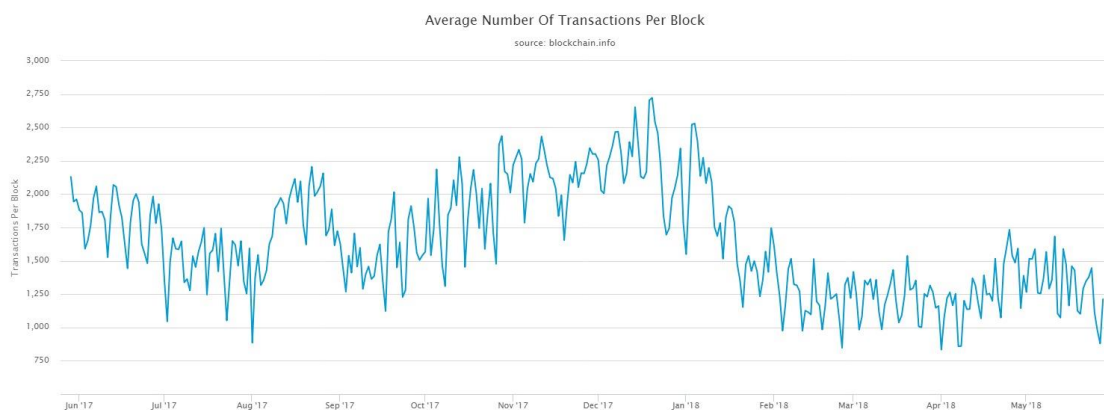


Grafico 1.3.1 Transacciones medias por bloque. Fuente [Blockchain.info](https://blockchain.info).

El grafico 1.3.1 muestra una de las variables candidatas a explicar el precio del Bitcoin. Es sensato pensar que cuantas más transacciones se estén produciendo, más aumente el valor a medio-largo plazo, al haber más usuarios regulares y por ende más demanda. La ley de la oferta y demanda (Fuente: [Wikipedia](https://es.wikipedia.org/wiki/Ley_de_oferta_y_demanda)) indica que si la oferta se reduce (se ha explicado anteriormente que la generación de bitcoins sigue un decrecimiento geométrico) y aumenta la demanda el precio tiene que subir.

<sup>2</sup> GDP de Dinamarca : 324 billones . Fuente: [Wikipedia](https://es.wikipedia.org/wiki/GDP_de_Dinamarca)



## 2. Metodología y Objetivos.

---

### 2.1. Descripción de los datos.

En todo momento se utilizarán datos de series temporales obtenidos de diversas fuentes y recodificados a datos semanales con fecha inicial = domingo, 8 de mayo de 2016 y final = domingo, 13 de mayo de 2018.

Fuentes de donde se han recogido los datos y nombre de las variables:

- [Blockchain.info](https://blockchain.info):

Precio: valor de un Bitcoin en dólares americanos.

Porcentaje\_recompensa: Valor total de recompensas del y costos de transacción pagado a los mineros.

Cantidad\_hashes: El número estimado de hashes tera por segundo la red Bitcoin se está realizando.

Recompensa\_bloque: Valor en dólares americanos que se da como recompensa al individuo que resuelve el bloque.

Dificultad: Medida relativa de lo difícil que es encontrar un nuevo bloque.

Tamano\_bloque: Tamaño en mb del bloque promedio.

Transacciones\_bloque: Número medio de transacciones que se realizan en un bloque.

Bitcoins\_circulacion: Cantidad de bitcoins en circulación (converge a 21 millones).

(Todos las variables anteriores eran de frecuencia diaria y se han recodificado a frecuencia semanal).

- [Google Trends](https://trends.google.com):

VAR2: Popularidad relativa del término Bitcoin en el explorador de Google.

VAR3: Popularidad del término Ethereum, segunda criptodivisa más popular (si la popularidad ha sido menor que 1 se ha reemplazado por el valor 0).



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

- [World Gold Council](#):

Oro: Precio de una onza de oro en dólares americanos (los datos eran semanales pero asignados a los viernes, los he recodificado a los domingos para que concordasen con el resto de los datos):

- [Investing.com](#):

USD\_RMB: Tipo de cambio entre el dólar americano y el yuan chino.

USD\_JPY: Tipo de cambio entre el dólar americano y el yen japonés.

USD\_EUR: Tipo de cambio entre el dólar americano y el euro.

### 2.2. Objetivos principales.

Con el presente trabajo se realizará un primer estudio descriptivo de las variables que se han decidido incluir e imputar valores faltantes si los hubiese con el objetivo de entender mejor la naturaleza de cada variable. El objetivo principal es el estudio del precio del Bitcoin en dólares americanos y la creación del mejor modelo posible utilizando variables exógenas y entender las implicaciones de por qué se incluyen unas y no otras, para ello se utilizarán las técnicas estadísticas orientadas al estudio de series temporales que se han aprendido durante el grado de Estadística Aplicada.

## 3. Introducción a las técnicas de series temporales utilizadas.

---

### 3.1. Modelos ARIMA.

Un ARIMA o **A**uto**R**egressive **I**ntegrated **M**oving **A**verage, es una generalización del modelo ARMA o autoregressive moving average. Este modelo está formado por una parte autorregresiva, que recoge la información de observaciones pasadas, una parte integrada, que soluciona la no estacionariedad en medias y una parte de medias móviles, que recoge la información de los errores cometidos en el pasado.

Un modelo ARIMA sin parte estacional se designa mediante 3 números (p,d,q), correspondiendo al orden de la parte autorregresiva, de integración y de medias





## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

móviles, respectivamente, en cambio, si existen periodos donde se repite una misma estructura, el modelo se designa mediante 7 números  $(p,d,q)(P,D,Q)m$ , donde  $(P,D,Q)$  son análogos a  $(p,d,q)$  pero destinados a la parte estacional y  $m$  designa cada cuantas observaciones de repite el comportamiento periódico

Los modelos ARIMA son estimados mediante la metodología Box-Jenkins que consiste principalmente en 3 pasos:

1. Identificación y selección del modelo: empleo de los gráficos FAS o función de autocorrelación simple y FAP o función de autocorrelación parcial para determinar si la serie es estacionaria o necesita una inclusión de partes AR o MA o asumir que los residuos están incorrelados si no se presentan retardos significativos.
2. Estimación de parámetros utilizando métodos de máxima verosimilitud o mínimos cuadrados no lineales.
3. Comprobación del modelo, en este caso reservaremos una parte de los datos de la serie original para observar el error que se comete.

### 3.2. Modelos de suavizado exponencial.

Los modelos de suavizado exponencial se utilizan cuando la serie temporal presenta variaciones de la tendencia con el tiempo, dando más importancia a los últimos datos observados. Se realizarán los modelos de suavizado exponencial doble, triple y winters (multiplicativo) los cuales se emplean en series con tendencia y a series con tendencia y estacionalidad y se descarta el modelo simple que está orientado a datos con una tendencia nula, algo incompatible con los datos en estudio. Teniendo en cuenta la naturaleza del precio del Bitcoin, son unos modelos que considerar ya que según la teoría encajan con las propiedades del Bitcoin.



### 3.3. Regresión dinámica.

Un modelo de regresión dinámica es una representación de la relación existente entre dos o más series temporales. Este tipo de modelos solamente se pueden utilizar cuando se conoce con seguridad la dirección de causalidad de entre las 2 o más series que se intentan modelizar, es decir, la variable  $Y_t$  o endógena está influenciada por la variable  $X_t$  o exógena y el sentido de esta relación no se puede invertir. En el caso del Bitcoin, no hay seguridad de que por ejemplo el precio no influya en el número de transacciones futuras, así que esta condición no se estaría cumpliendo, pero para la realización del trabajo se supondrá que los datos con los que se trabaja, sí que satisfacen esta limitación.

Los modelos de regresión dinámica se realizan en 2 partes, en una primera fase se crea una regresión lineal de la variable a predecir utilizando las variables explicativas y sus correspondientes retardos, generando unos errores que denotaremos mediante  $\vartheta_t$ , si éstos presentan autocorrelación, se realiza una segunda fase utilizando un modelo ARIMA que corregirá la autocorrelación utilizando los retardos de la serie a predecir y obteniendo los errores finales que deberán de ser incorrelados.

### 3.4. Modelos Arch y Garch

Los modelos ARCH o autorregresivos condicionales heteroscedásticos se centran en recoger la información de la volatilidad de la varianza en series temporales con varias fluctuaciones a lo largo del tiempo, utilizando solamente una parte autorregresiva, en cambio un modelo GARCH, incluye los 2 procesos de un modelo ARMA para modelizar la varianza de la serie aplicando la parte autorregresiva a las observaciones pasadas de la serie al cuadrado y la parte de medias móviles a las observaciones pasadas de la varianza.

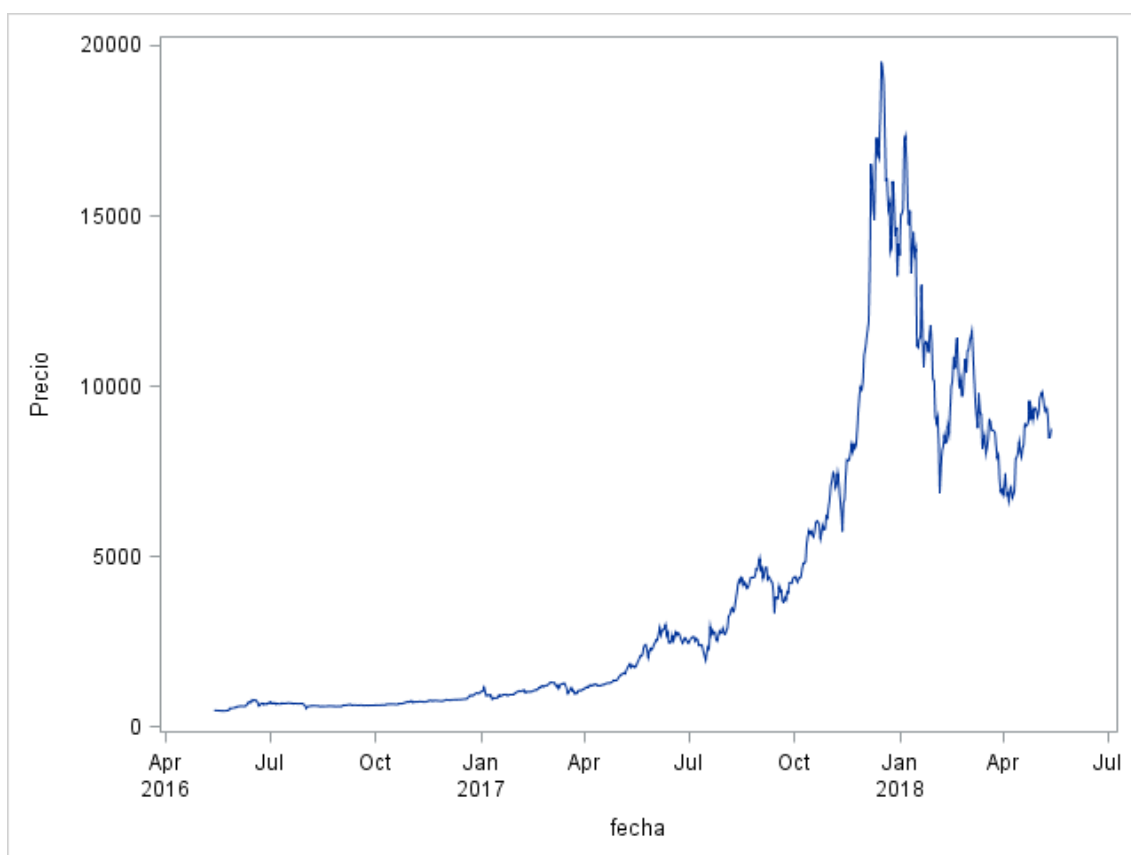


## 4. Estudio descriptivo de las variables.

### 4.1. Visualización del conjunto de variables.

Se ha decidido que un periodo de estudios de los datos de 106 semanas<sup>3</sup> (algo más que 2 años) es suficiente para el estudio de la serie. Antes de 2016 no existe una estructura importante que estudiar ya que el precio siempre se mantuvo cercano al 0, además en el presente trabajo se intenta modelizar el precio del Bitcoin para predicciones futuras y conociendo la naturaleza del BTC se sabe que los datos omitidos no afectarán de forma significativa a estas predicciones.

Se observa en el gráfico 4.1.1 que la parte más interesante y con más cambios está en la segunda mitad y que la tendencia en la primera mitad y previa a ella ha sido nula.



*Gráfico 4.1.1 Datos diarios del precio del Bitcoin.*

<sup>3</sup> 100 observaciones es suficiente para realizar modelos ARIMA en series temporales.

[https://www.researchgate.net/post/What should be the minimum number of observations for a time series model](https://www.researchgate.net/post/What_should_be_the_minimum_number_of_observations_for_a_time_series_model)



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Como se ha mencionado anteriormente, toda variable que no estuviese codificada en datos semanales ha sido transformada con el procedimiento timeseries de SAS antes de la aplicación de técnicas estadísticas.

Se puede observar que todas las variables tienen 106 observaciones las cuales están comprendidas entre el 8 de mayo de 2016 y el 13 de mayo de 2018, el periodo más interesante en relación con el Bitcoin (auge y desplome debido una gran cantidad de eventos acontecidos en estas fechas)

Variable	N	Mean	Std Dev	Minimum	Maximum
<b>bitcoin: (Worldwide)</b>	106	15.1320755	18.7870652	2	100
<b>Precio</b>	106	4009.77	4337.24	449.251429	17095.17
<b>Porcentaje_recompensa</b>	106	1.0243873	0.3450454	0.4910045	2.5735668
<b>Cantidad_hashes</b>	106	8200619.86	8511960.61	1360181.29	30487010.8
<b>Recompensa_bloque</b>	106	8706369.78	10298602.7	1057759.89	46377631.5
<b>Dificultad</b>	106	1.08E+12	1.12E+12	1.9425E+11	4.14E+12
<b>Tamano_bloque</b>	106	0.8944866	0.1080951	0.576345	1.0700531
<b>Transacciones_bloque</b>	106	1690.75	297.934026	1072.93	2418.05
<b>Bitcoins_circulacion</b>	106	16328594.2	418015.95	15544975	17032212.5
<b>USD_RMB</b>	106	6.6642755	0.1967578	6.275	6.9603
<b>USD_JPY</b>	106	109.48566	4.2658991	100.22	117.99
<b>USD_EUR</b>	106	0.8799557	0.0448168	0.8025	0.9568
<b>ORO</b>	106	1275.76	52.2733816	1131.35	1354.25
<b>ethereum</b>	106	21.2830189	23.0179039	2	100

*Tabla 4.1.2 Estadísticos descriptivos del conjunto de variables.*

Con el fin de comparar los diferentes modelos que se van a realizar, se eliminarán las ultimas 7 observaciones de la variable Precio, manteniendo el resto de las variables intactas. A parte de estas 7 observaciones que se van a eliminar no existe valor faltante en el conjunto de datos.

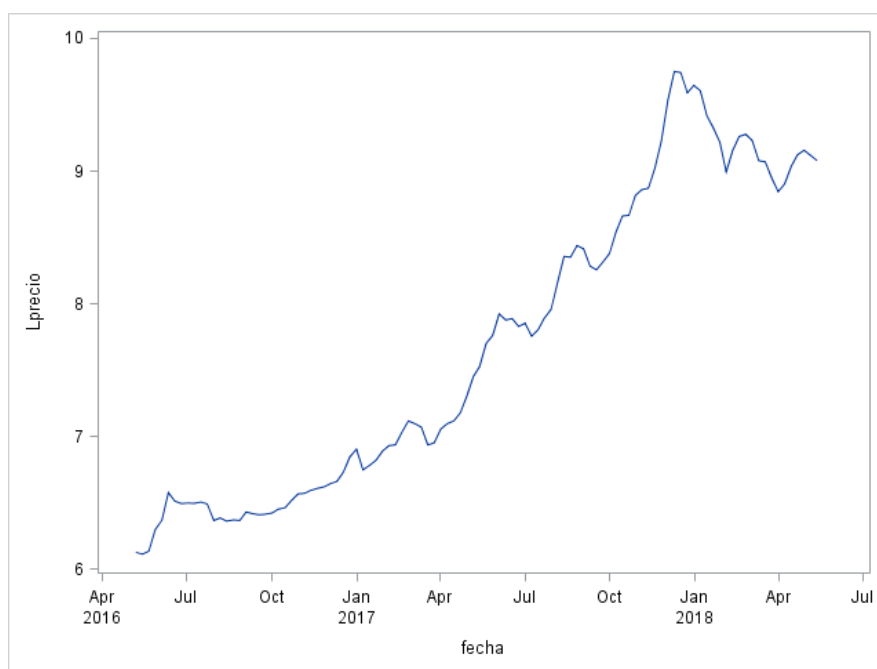
## 5. Modelo ARIMA.

En el gráfico 4.1.1 se observa que la serie original del precio del Bitcoin no es estable ni en media ni en varianzas. El primer paso será hacer los test correspondientes para contrastar estas hipótesis.

### 5.1. Estabilidad en varianzas.

Utilizando la macro %logtest que trae SAS base se puede comprobar si una serie temporal necesita una transformación logarítmica (o cualquier otra transformación BOX-COX) para corregir la estabilidad de varianzas.

```
%LOGTEST ( bitcoin1.completo, precio) ;  
%put p=&logtest;  
p=LOG4 (Se tiene que realizar una transformación logarítmica)
```



*Gráfico 5.1.1 Serie Lprecio (Precio del Bitcoin transformada mediante el logaritmo).*

Tras la transformación logarítmica se consigue la estabilidad en varianzas, el siguiente paso será estabilizar la media.

<sup>4</sup> La [ayuda de SAS base](#) indica que si el resultado del test es “LOG” entonces la serie debería ser transformada para conseguir la estabilidad en varianza.

## 5.2. Estabilidad en medias.

Se comprueba mediante la gráfica de autocorrelación simple (Gráfico 5.2.1) que la serie Lprecio necesita por lo menos una diferenciación regular para conseguir la estabilidad en medias ya que se observa un decrecimiento lento en la parte positiva del eje y.

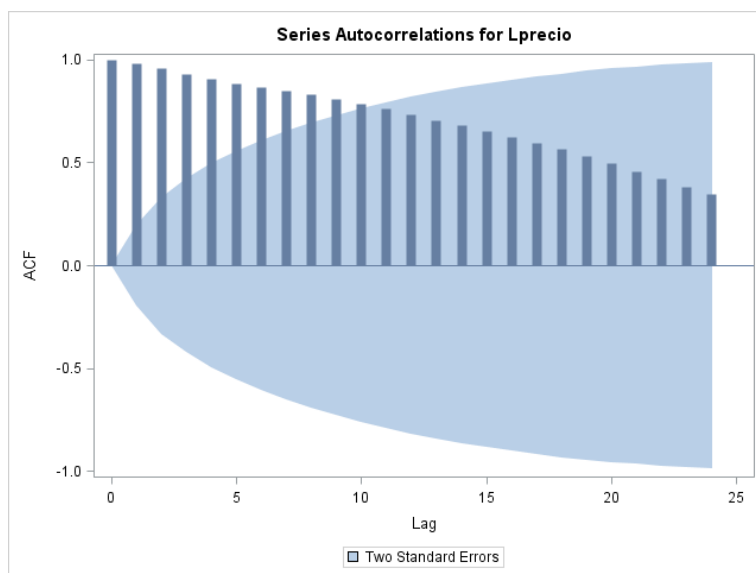


Grafico 5.2.1 ACF de la serie Lprecio.

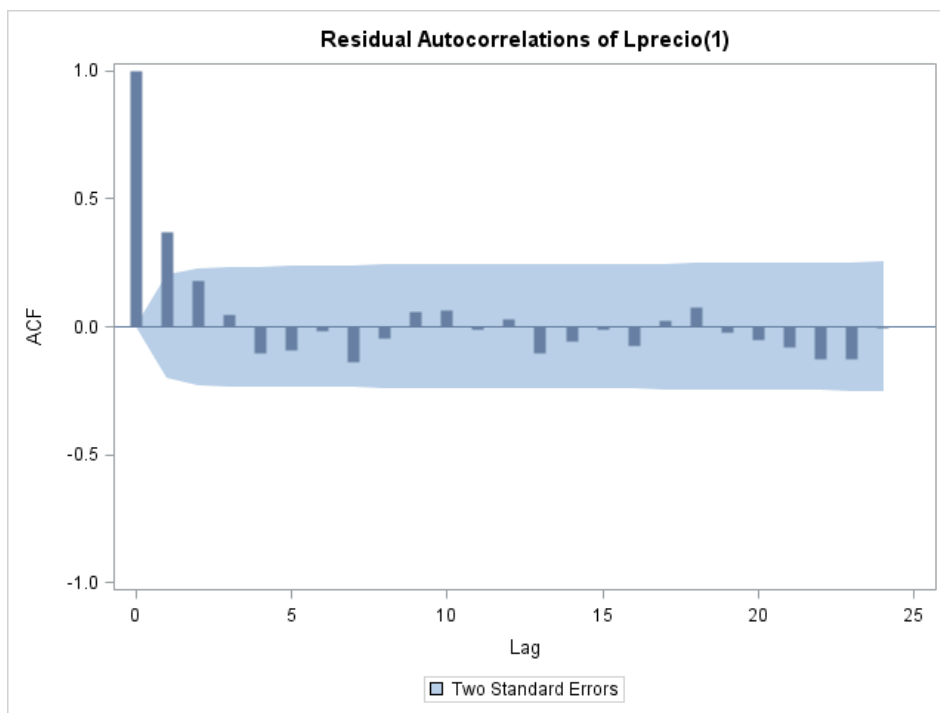
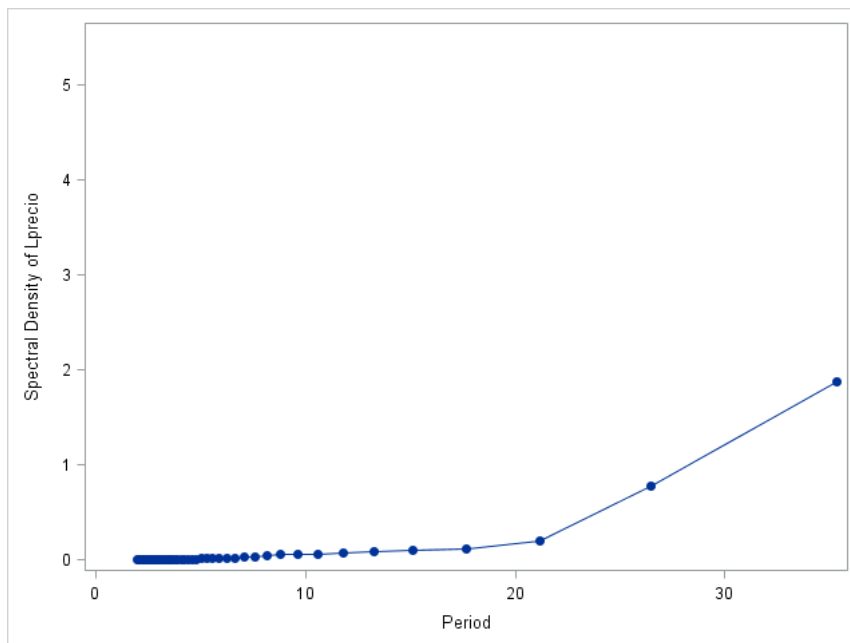


Grafico 5.2.2 ACF de los residuos tras la diferenciación regular.

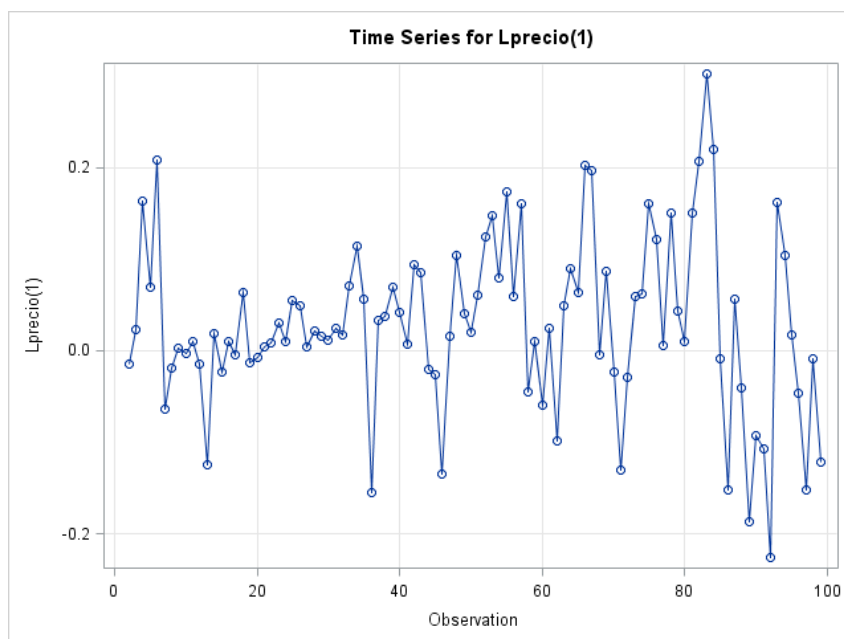
## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

La ACF de los residuos parece indicar que la serie no necesita más diferenciaciones regulares y aunque tampoco se observe ninguna estructura que indique diferenciaciones estacionales, se va a realizar un periodograma para comprobarlo.



*Grafico 5.2.3 Periodograma de la serie Lprecio.*

El periodograma indica que la serie tiene ninguna repetición de estructura a lo largo del tiempo y que no es necesaria una diferenciación estacional.



*Grafico 5.2.4 Serie Lprecio diferenciada regularmente.*



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Se observa que la estabilidad en medias se ha conseguido satisfactoriamente, pero la estabilidad en varianzas falla, ya que las observaciones 4-35 tienen una variabilidad muy baja si se comparan con el resto. Este problema se intentará solucionar mediante los modelos ARCH y GARCH del apartado 8.

### 5.3. Creación del modelo ARIMA.

Aunque el apartado de la creación del modelo empiece ahora, en realidad la diferenciación regular que se ha realizado anteriormente también forma parte de este punto. Ahora mismo el modelo ARIMA con el que se está trabajando es (0,1,0) y se intentará añadir elementos que sean significativamente distintos de 0, es decir que estadísticamente sean necesarios y correcto incluirlos.

El objetivo perseguido al ajustar un proceso ARIMA es encontrar un modelo que sea adecuado la serie en estudio. Cada vez que se estima un parámetro se tiene que comprobar que los residuos no presentan estructura de correlación, comportándose como un ruido blanco, esto se contrasta mediante los coeficientes de autocorrelación estimados de la serie.

La hipótesis nula del contraste realizado es que el coeficiente de autocorrelación sea igual a 0.

Autocorrelation Check for White Noise									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	21.65	6	0.0014	0.387	0.153	0.03	-0.116	-0.105	-0.028
12	25.89	12	0.0111	-0.141	0.021	0.108	0.064	-0.021	-0.01
18	29.88	18	0.0386	-0.13	-0.019	0.007	-0.095	-0.003	0.075
24	37.28	24	0.041	0.021	0.014	-0.064	-0.167	-0.145	-0.025

Tabla 5.3.1 Test de autocorrelación de los residuos.

El gráfico 5.2.2 y la tabla 5.3.1 mediante la ACF y el test de autocorrelación indican que el error todavía contiene información que se puede modelizar, al observar p-valores menores que 0,05. Se ajustarán los modelos AR (1) y MA (1) al ser los únicos caminos que se pueden tomar ya que el avance en los modelos ARIMA se realiza incrementando en 1 la parte AR o la parte MA.



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

	Modelo AR (1)	Modelo MA (1)
AIC	-214.258	-212.027
SBC	-208.95	-206.719

Tabla 5.3.2 Criterios de información AIC y BIC.

La tabla 5.3.2 representa los criterios de información AIC (Akaike information criterion) y SBC o BIC (Bayesian information criterion), ambos criterios indican que el modelo con una parte autorregresiva es ligeramente superior.

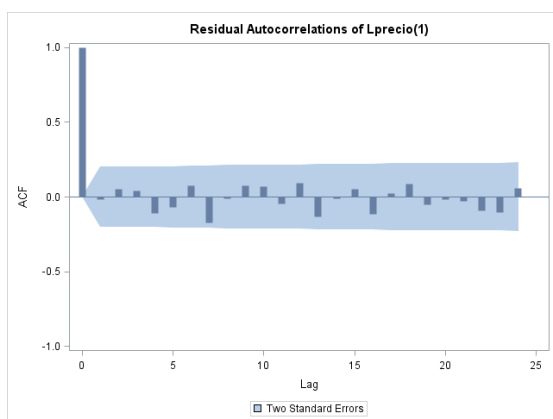


Grafico 5.3.1 ACF residual del modelo AR (1).

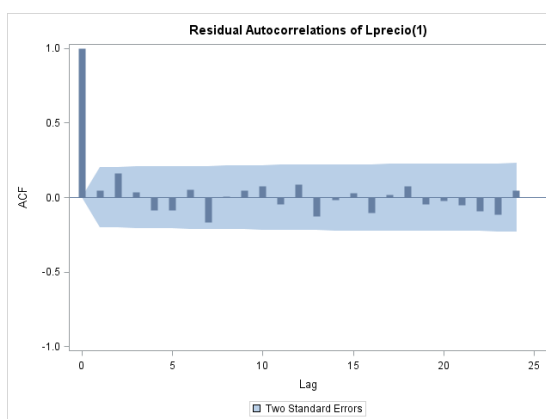


Grafico 5.3.2 ACF residual del modelo MA (1).

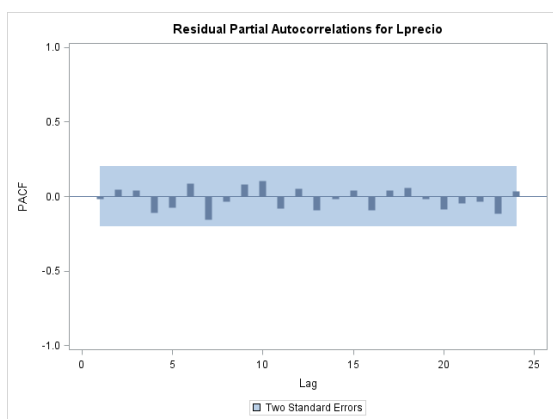


Grafico 5.3.3 PACF residual del modelo AR (1).

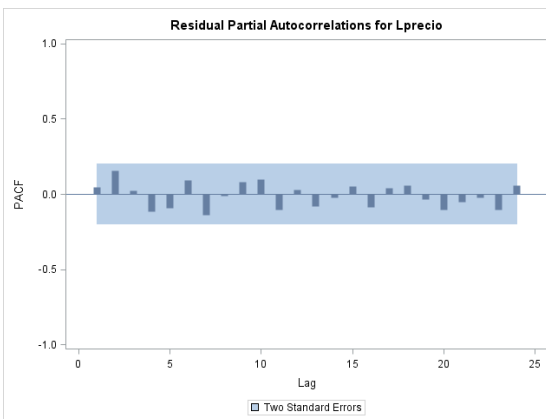


Grafico 5.3.4 PACF residual del modelo MA (1).



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Las ACF y PACF de ambos modelos son correctos al ser todos los p-valores mayores que 0.05, indicando que los residuos ya no contienen información que deba ser modelizada.

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	2.77	5	0.7356	-0.017	0.05	0.038	-0.108	-0.067	0.077
12	8.44	11	0.6731	-0.173	-0.011	0.077	0.07	-0.043	0.096
18	13.42	17	0.7074	-0.134	-0.009	0.054	-0.114	0.021	0.088
24	16.82	23	0.8179	-0.051	-0.019	-0.026	-0.09	-0.104	0.061

Tabla 5.3.3 Test de autocorrelación de los residuos del modelo AR (1)

Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	Autocorrelations					
6	4.73	5	0.4495	0.047	0.16	0.035	-0.084	-0.084	0.052
12	9.56	11	0.5699	-0.164	0.004	0.046	0.075	-0.046	0.085
18	13.55	17	0.6989	-0.129	-0.015	0.027	-0.103	0.02	0.073
24	17.31	23	0.794	-0.046	-0.023	-0.051	-0.09	-0.115	0.049

Tabla 5.3.4 Test de autocorrelación de los residuos del modelo MA (1)

Las tablas 5.3.3 y 5.3.4 indican que los residuos están incorrelados para ambos modelos.

Tras observar las salidas generadas por los modelos (1,1,0) y (0,1,1) se decide realizar los modelos (1,1,1), (2,1,0) y (0,1,2) para asegurarse de que no hay más modelos que puedan ser correctos. En los 3 modelos alternativos estudiados, el término nuevo que se añadía era no significativo según el test T de igualdad de medias y por lo tanto eran modelos no válidos.

## 5.4. Elección del modelo ARIMA.

Para elegir el modelo ARIMA definitivo se han obtenido las pruebas de normalidad de los residuos (gráficos 5.9 y 5.10) y al contrario que los criterios de información el modelo (0,1,1) tiene unos residuos que se adaptan más a la normalidad, debido a que los puntos del Q-Q plot son más cercanos a la recta de referencia y la distribución de residuales más uniforme y menos concentrados o alargados.

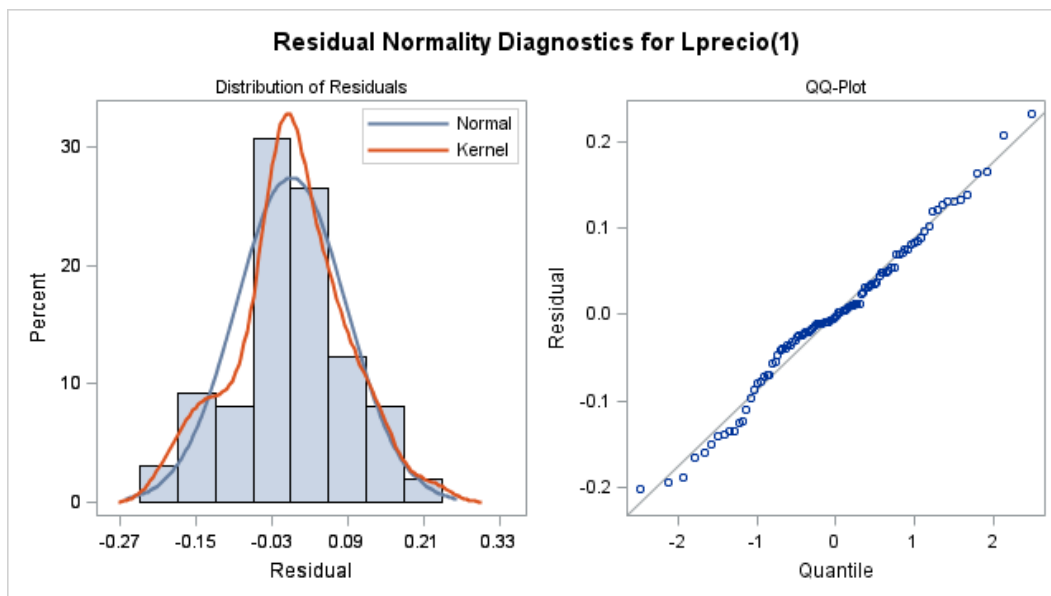


Grafico 5.9 Pruebas de normalidad del modelo AR (1)

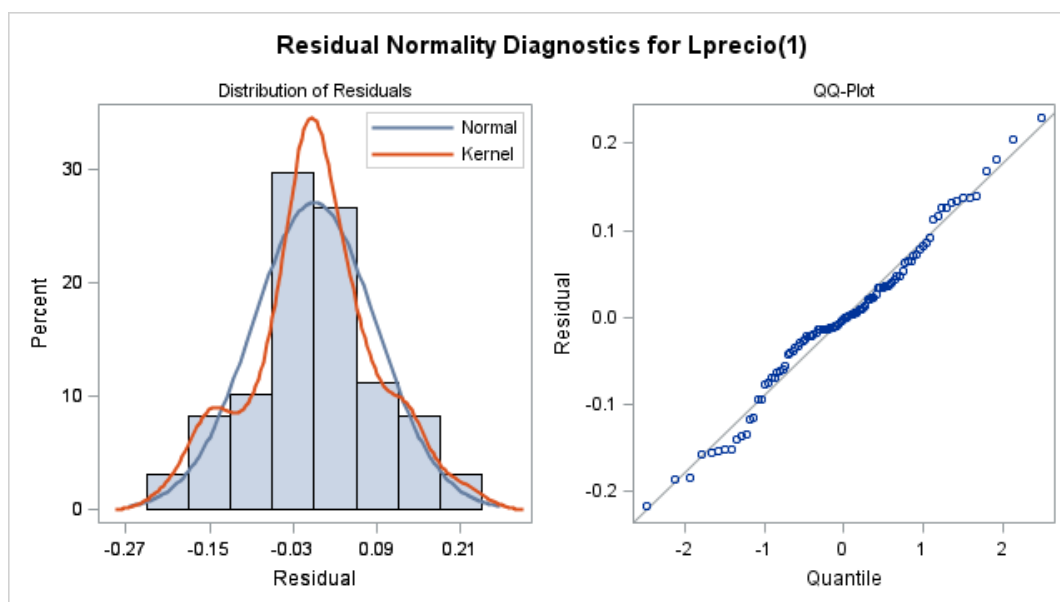


Grafico 5.10 Pruebas de normalidad del modelo MA (1)

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Se calculan también los errores de predicción de cada modelo utilizando las 7 observaciones que se apartaron al final del apartado 4.

	Modelo AR (1)	Modelo MA (1)
Error	745.4136932	572.3715887

Tabla 5.3 Error medio que se comete con cada modelo.

El modelo (0,1,1) es significativamente mejor que el modelo (1,1,0) si se utiliza el criterio de comparación de los errores de predicción.

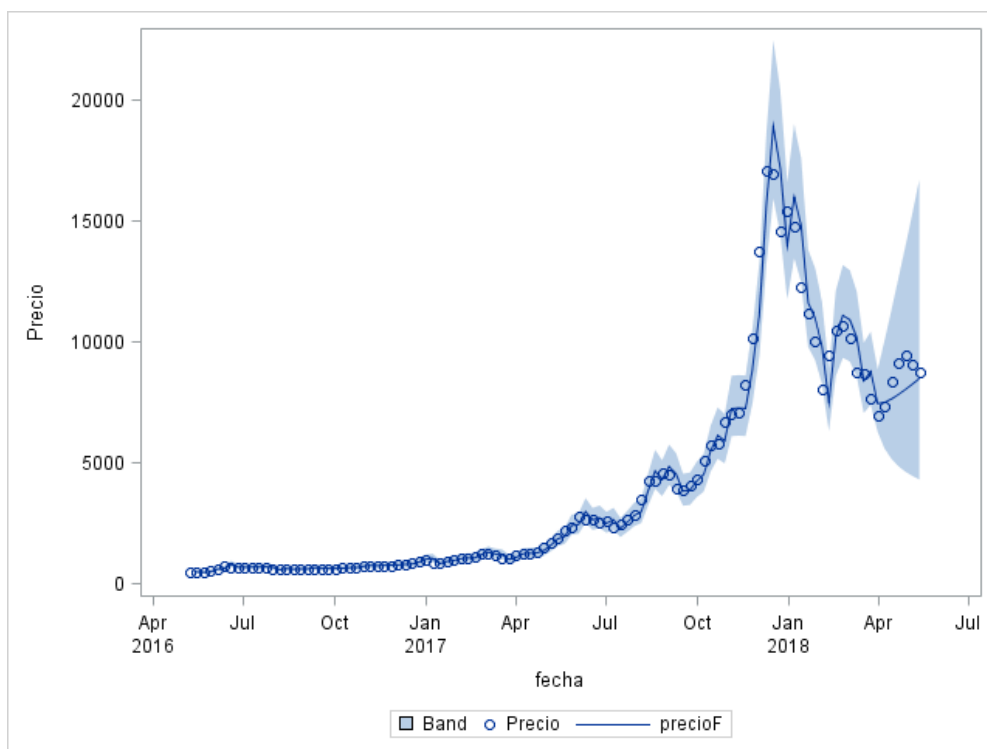


Gráfico 5.11 Predicciones modelo AR (1)

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

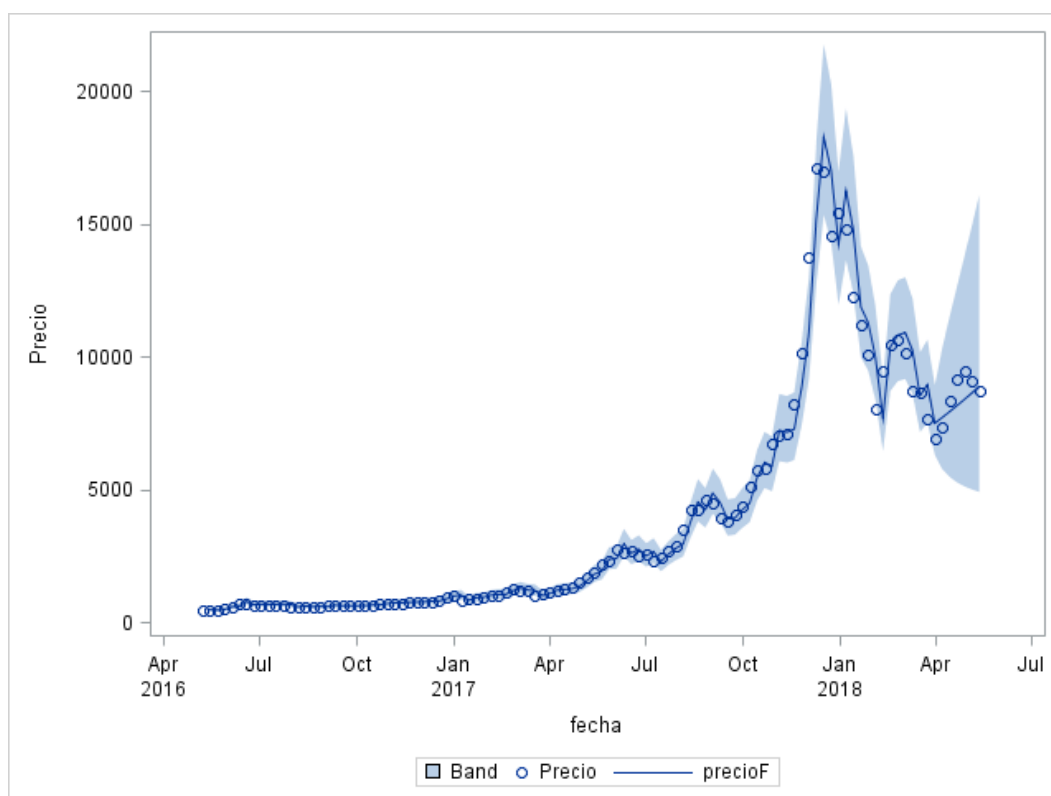


Gráfico 5.12 Predicciones modelo MA (1)

Por último, se han representado las predicciones e intervalos de confianza de ambos modelos y de nuevo son muy similares, siendo el modelo (0,1,1) ligeramente mejor al tener unos intervalos menores.

Ambos modelos son muy similares, pero si hubiese que elegir uno, el modelo de medias móviles es preferible, ya que además de tener unas predicciones con errores menores, sus intervalos de confianza también son ligeramente inferiores.

Modelo:

Moving Average Factors	
<b>Factor 1:</b>	$1 + 0.32664 B^{**}(1)$

Tabla 5.4 Especificaciones del modelo MA (1)

$$(1 + 0.32664 * B) * (X_t - X_{t-1}) = Z_t$$

$$(X_t + 0.32664 * X_{t-1}) - (X_{t-1} + 0.32664 * X_{t-2}) = Z_t$$

$$X_t = 0.67376 * X_{t-1} + 0.32664 * X_{t-2} + Z_t$$



## 6. Modelos de suavizado exponencial.

Como se ha mencionado en el apartado 4 se realizarán los modelos de suavizado exponencial doble, triple y winters (multiplicativo) sobre la serie Lprecio

Se observa en las tablas 6.1 y 6.2 que la suma cuadrado de errores (SSE) del modelo de suavizado exponencial doble es menor, además de tener unos intervalos de confianza más reducidos.

Los modelos de suavizado exponencial, aunque en teoría prometían mucho y encajaban muy bien con los datos a modelizar, en la práctica los modelos que se generan son bastante mediocres y no recogen bien la información de la serie temporal.

Los gráficos 6.1 6.2 y 6.3 muestran claramente los modelos ARIMA son muy superiores a estos y por lo tanto se descartan como posibles candidatos a mejor modelo, ya que ningún modelo realizado con estas técnicas es convincente.

_TYPE_	Clprecio
N	106
NRESID	106
DF	104
WEIGHT	0.1055728
S1	9.0849244
S2	9.0222237
SIGMA	0.2211132
CONSTANT	9.1476251
LINEAR	0.0074008
SST	136.08169
SSE	5.0846695
MSE	0.0488911
RMSE	0.2211132
MAPE	2.1234924
MPE	-0.754786
MAE	0.1664113
RSQUARE	0.9626352

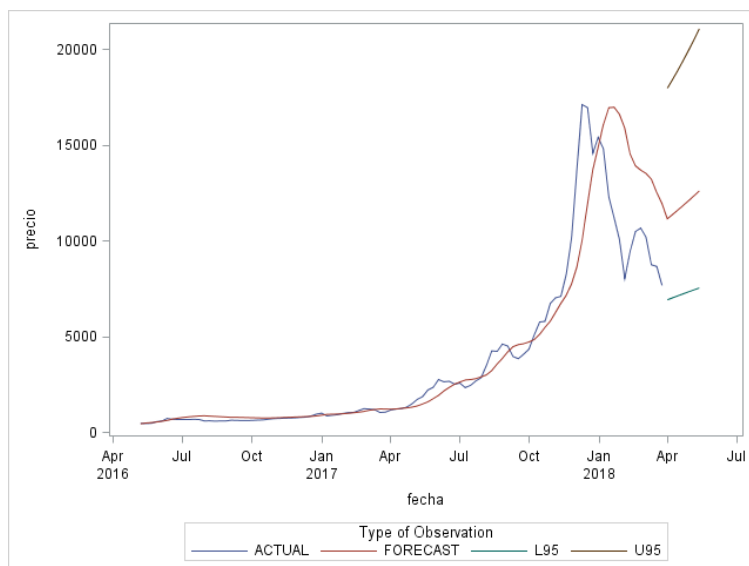


Gráfico 6.1 Serie y predicciones del modelo doble.

Tabla 6.1 Estadísticos del modelo doble.

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

_TYPE_	Ciprecio
N	106
NRESID	106
DF	103
WEIGHT	0.0716822
S1	9.0153972
S2	8.724766
S3	8.2159791
SIGMA	0.3110813
CONSTANT	9.0878729
LINEAR	-0.011899
QUAD	-0.001301
SST	136.08169
SSE	9.9674718
MSE	0.0967716
RMSE	0.3110813
MAPE	3.3504816
MPE	1.7363383
MAE	0.2550956
RSQUARE	0.9267538

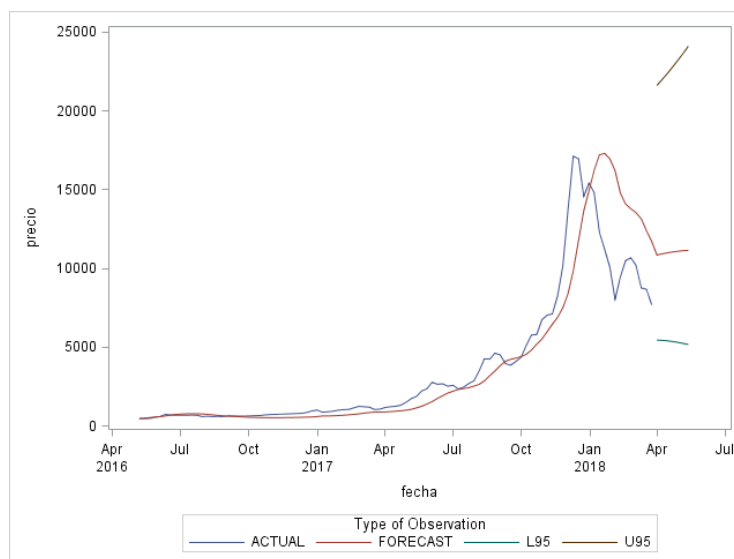


Gráfico 6.2 Serie y predicciones del modelo triple.

Tabla 6.2 Estadísticos del modelo triple.

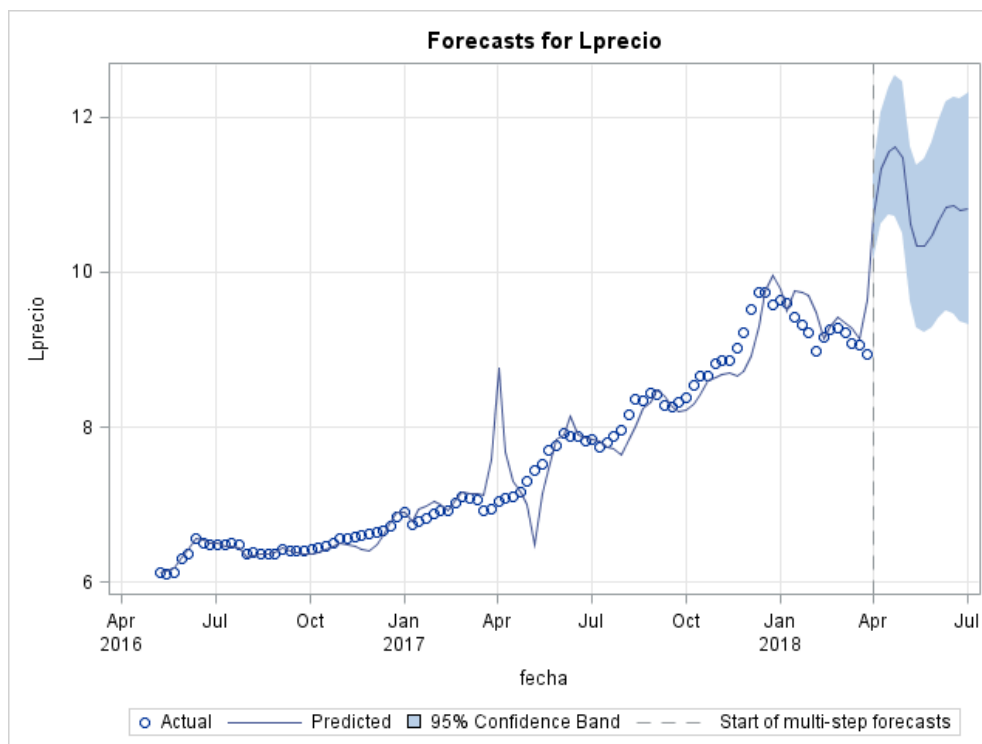


Gráfico 6.3 Predicciones de la serie Lprecio con el método Winters.



## 7. Modelos de regresión dinámica.

En este apartado se emplearán el resto de variables que se han definido en el apartado 2.1, serán introducidas como variables explicativas una a una en sendos modelos dinámicos, para comprobar si contienen información relevante para explicar el precio del Bitcoin.

A continuación, están todas las tablas con las significaciones de cada variable y el modelo dinámico que se debería realizar si solamente se introdujese esa variable.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	7.4956	2.2584	3.32	0.0013	
Bitcoin	1	0.003559	0.001323	2.69	0.0084	bitcoin: (Worldwide)
AR1	1	-0.9974	0.007856	-126.96	<.0001	

Tabla 7.1 Modelo dinámico con la variable Popularidad del Bitcoin.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	7.4169	1.3886	5.34	<.0001	
Porcentaje_recompensa	1	0.0686	0.0468	1.46	0.1466	Porcentaje recompensa
AR1	1	-1.4361	0.0939	-15.29	<.0001	
AR2	1	0.4404	0.0951	4.63	<.0001	

Tabla 7.2 Modelo dinámico con la variable Porcentaje recompensa.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	7.0949	0.6756	10.5	<.0001	
Cantidad_hashes	1	4.41E-08	1.91E-08	2.3	0.0234	Cantidad hashes
AR1	1	-1.2459	0.0545	-22.86	<.0001	





## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

AR3	1	0.2565	0.0554	4.63	<.0001	
-----	---	--------	--------	------	--------	--

Tabla 7.3 Modelo dinámico con la variable Cantidad hashes.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	7.3101	1.8393	3.97	0.0001	
Recompensa_bloque	1	2.72E-08	3.14E-09	8.66	<.0001	Recompensa bloque
AR1	1	-1.299	0.1023	-12.7	<.0001	
AR2	1	0.3014	0.1037	2.91	0.0046	

Tabla 7.4 Modelo dinámico con la variable Recompensa bloque.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	7.4596	2.8115	2.65	0.0093	
Dificultad	1	5.03E-14	2.11E-13	0.24	0.8119	Dificultad
AR1	1	-0.997	0.0116	-85.92	<.0001	

Tabla 7.5 Modelo dinámico con la variable Dificultad.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	7.0931	2.614	2.71	0.0079	
Tamano_bloque	1	0.5753	0.1797	3.2	0.0019	Tamano bloque
AR1	1	-0.9977	0.00781	-127.75	<.0001	

Tabla 7.6 Modelo dinámico con la variable Tamaño bloque.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	7.1435	2.7403	2.61	0.0106	
Transacciones_bloque	1	0.000286	0.0000661	4.33	<.0001	Transacciones bloque
AR1	1	-0.9979	0.007452	-133.91	<.0001	

Tabla 7.7 Modelo dinámico con la variable Transacciones bloque.



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	-31.3633	5.0096	-6.26	<.0001	
Bitcoins_circulacion	1	2.39E-06	3.08E-07	7.77	<.0001	Bitcoins circulacion
AR1	1	-1.094	0.0466	-23.48	<.0001	
AR4	1	0.1545	0.0467	3.31	0.0013	

Tabla 7.8 Modelo dinámico con la variable Bitcoins circulación.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	6.6993	2.7398	2.45	0.0163	
USD_RMB	1	0.1298	0.3291	0.39	0.6941	USD_RMB
AR1	1	-0.9974	0.00823	-121.19	<.0001	

Tabla 7.9 Modelo dinámico con la variable Popularidad del Bitcoin.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	7.7138	2.3084	3.34	0.0012	
USD_JPY	1	-0.001651	0.006469	-0.26	0.7991	USD-JPY
AR1	1	-0.9974	0.007763	-128.48	<.0001	

Tabla 7.10 Modelo dinámico con la variable USD-JPY.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	7.8478	2.2966	3.42	0.0009	
USD_EUR	1	-0.3636	1.1446	-0.32	0.7514	USD-EUR
AR1	1	-0.9973	0.007929	-125.78	<.0001	

Tabla 7.11 Modelo dinámico con la variable USD-EUR.



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	8.0983	2.4512	3.3	0.0013	
ORO	1	-0.000425	0.000463	-0.92	0.3603	Gold (oz)-USD
AR1	1	-0.9974	0.007782	-128.17	<.0001	

Tabla 7.12 Modelo dinámico con la variable Oro.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	7.5002	1.5542	4.83	<.0001	
ethereum	1	0.002516	0.000857	2.94	0.0042	ethereum: (Worldwide)
AR1	1	-1.2283	0.0615	-19.98	<.0001	
AR3	1	0.2535	0.0864	2.93	0.0042	
AR6	1	-0.0211	0.0494	-0.43	0.6706	

Tabla 7.13 Modelo dinámico con la variable Popularidad del Ethereum.

El nivel de significación para que una variable no sea significativa se ha fijado en 0.10 ya que más adelante se realizará una segunda selección de variables en un modelo conjunto.

Variables significativas	Variables no significativas
bitcoin: (Worldwide)	Porcentaje_recompensa
Cantidad_hashes	Dificultad
Recompensa_bloque	USD_RMB
Tamano_bloque	USD_JPY
Transacciones_bloque	USD_EUR
Bitcoins_circulacion	ORO
ethereum: (Worldwide)	

Tabla 7.14 Resumen de significación de las variables regresoras.

De este primer estudio se puede observar que el Bitcoin está influido sobre todo por las variables que se generan en su propia red blockchain y que la relación con las variables macroeconómicas (los tipos de cambio y el precio del oro) son no significativas o muy débiles para ser modelizadas. Las 2 variables relacionadas con la popularidad de las criptomonedas (Bitcoin y ethereum), indican que cuanto mayor popularidad, mayor precio tendrá el bitcoin, al tener ambas variables, términos con signo positivo.



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

En una segunda fase se estudia la significación conjunta de las variables. Se introducirán todas las variables significativas del apartado anterior junto con sus valores retardados una vez<sup>5</sup> en un modelo dinámico y se irán eliminando una a una las variables que menor significación tienen.

Parameter Estimates						
Variable	D F	Estimate	Standar	t Value	Appro	Variable Label
			d Error		x Pr >  t	
Intercept	1	-24.535	5.2591	-4.67	<.0001	
ethereum	1	-0.00059	0.000893	-0.66	0.5105	ethereum: (Worldwide)
VAR2	1	0.0000359	0.001039	0.03	0.9725	bitcoin: (Worldwide)
Cantidad_hashes	1	1.45E-08	1.35E-08	1.07	0.2871	Cantidad hashes
Transacciones_bloque	1	0.0000766	0.0000644	1.19	0.2376	Transacciones bloque
Bitcoins_circulacion	1	1.96E-06	3.51E-06	0.56	0.5767	Bitcoins circulacion
Recompensa_bloque	1	2.24E-08	3.56E-09	6.29	<.0001	Recompensa bloque
Tamano_bloque	1	0.4444	0.1399	3.18	0.0021	Tamano bloque
Next_ethereum	1	0.001331	0.000838	1.59	0.1161	ethereum: (Worldwide)
Next_VAR2	1	0.001433	0.001084	1.32	0.1898	bitcoin: (Worldwide)
Next_Cantidad_hashes	1	-1.33E-08	1.29E-08	-1.03	0.3042	Cantidad hashes
Next_Transacciones_bloque	1	-0.00005	0.0000704	-0.72	0.476	Transacciones bloque
Next_Bitcoins_circulacion	1	-4.30E-08	3.54E-06	-0.01	0.9903	Bitcoins circulacion
Next_Recompensa_bloque	1	2.55E-09	3.82E-09	0.67	0.5068	Recompensa bloque
Next_Tamano_bloque	1	0.2111	0.1451	1.46	0.1494	Tamano bloque
AR1	1	-0.9616	0.03	-32.03	<.0001	

Tabla 7.15 Resumen de significación del modelo conjunto.

<sup>5</sup> Se introducen estas variables para observar si la relación entre la variable a estimar es más fuerte con valores pasados de las variables explicativas. Fuente: [StackExchange](https://stackexchange.com).



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Se irán eliminando las variables de una a una hasta tener un modelo en el que todos los elementos sean significativos.

Orden	Variable
1	Next_Bitcoins_circulacion
2	Bitcoin
3	Next_ethereum
4	Next_Transacciones_bloque
5	Next_Recompensa_bloque
6	Next_Cantidad_hashes
7	Cantidad_hashes
8	Transacciones_bloque
9	Next_Bicoín
10	Next_Tamano_bloque
3	ethereum

Tabla 7.16 Orden de eliminación de variables.

Se observa que no se mantiene ninguna variable retardada en el modelo, lo cual quiere decir que la relación de las variables exógenas con la variable endógena es contemporánea, es decir, los cambios se producen en las variables explicativas repercuten en el mismo instante en el precio del Bitcoin y no tras una semana.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
<b>Intercept</b>	1	-23.6685	3.2104	-7.37	<.0001	
<b>Bitcoins_circulacion</b>	1	1.88E-06	1.97E-07	9.54	<.0001	Bitcoins circulacion
<b>Recompensa_bloque</b>	1	2.84E-08	2.57E-09	11.01	<.0001	Recompensa bloque
<b>Tamano_bloque</b>	1	0.4969	0.1097	4.53	<.0001	Tamano bloque
<b>AR1</b>	1	-0.9969	0.0434	-22.97	<.0001	
<b>AR6</b>	1	0.1759	0.0785	2.24	0.0274	
<b>AR8</b>	1	-0.1387	0.0696	-1.99	0.0492	

Tabla 7.17 Modelo sin variables no significativas.

Se comprueba en la tabla 7.17 que todos los elementos del modelo son significativos, incluyendo la constante y que al eliminar variables explicativas han aparecido 2 términos AR de grados 6 y 8 respectivamente que resumen y modelizan la información contenida en el conjunto de variables excluidas.



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Maximum Likelihood Estimates			
<b>SSE</b>	0.30721663	<b>DFE</b>	92
<b>MSE</b>	0.00334	<b>Root MSE</b>	0.05779
<b>SBC</b>	-255.8529	<b>AIC</b>	-274.01873
<b>MAE</b>	0.04356954	<b>AICC</b>	-272.78797
<b>MAPE</b>	0.58079963	<b>HQC</b>	-266.66881
<b>Log Likelihood</b>	144.009367	<b>Regress R-Square</b>	0.7589
<b>Durbin-Watson</b>	1.7499	<b>Total R-Square</b>	0.9975
		<b>Observations</b>	99

Tabla 7.18 Estimadores de máxima verosimilitud.

El test Durbin-Watson<sup>6</sup> indica que los residuos del modelo no siguen un proceso autorregresivo de primer orden, al tener un estimador relativamente cercano a 2, por lo tanto, este último modelo no tiene autocorrelación en los residuos. También se observa que el valor del R cuadrado es extremadamente bueno ya que indica que se explica un 99.75% de la variabilidad.

Estimates of Autoregressive Parameters			
Lag	Coefficient	Standard	t Value
		Error	
<b>1</b>	-0.972801	0.046274	-21.02
<b>6</b>	0.230671	0.07431	3.1
<b>8</b>	-0.174589	0.068383	-2.55

Tabla 7.19 Retardos elegidos para la parte autorregresiva.

Se observa que los retardos 1, 6 y 8 son significativos para la realización de partes autorregresivas, estos retardos han sido elegidos mediante un proceso de elección stepwise y la metodología Yule-Walker<sup>7</sup>, siendo los valores de los estimadores de cada retardo calculados mediante máxima verosimilitud.

<sup>6</sup> Durbin-Watson: Una correlación positiva de los errores resultaría en un estimador cercano a 0 y una correlación negativa generaría números cercanos al 4.

<sup>7</sup> Yule-Walker: Metodología para la estimación de modelos AR. Fuente: [Wharton statistics](https://www.whartonstatistics.com/).

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

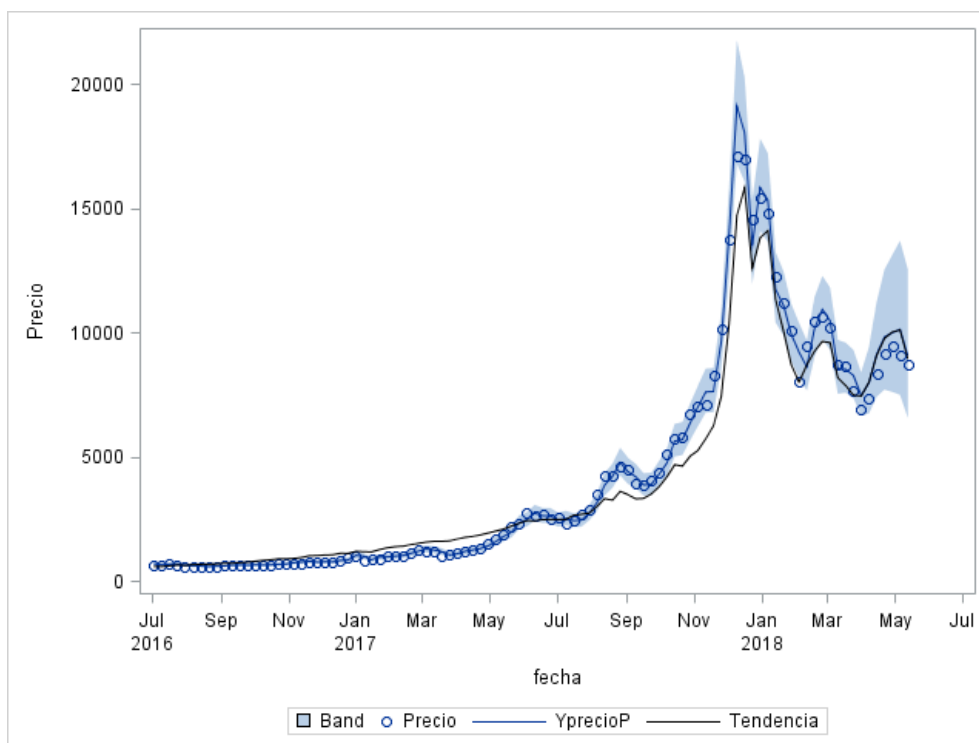


Grafico 7.1 Serie Precio junto con las predicciones y tendencia.

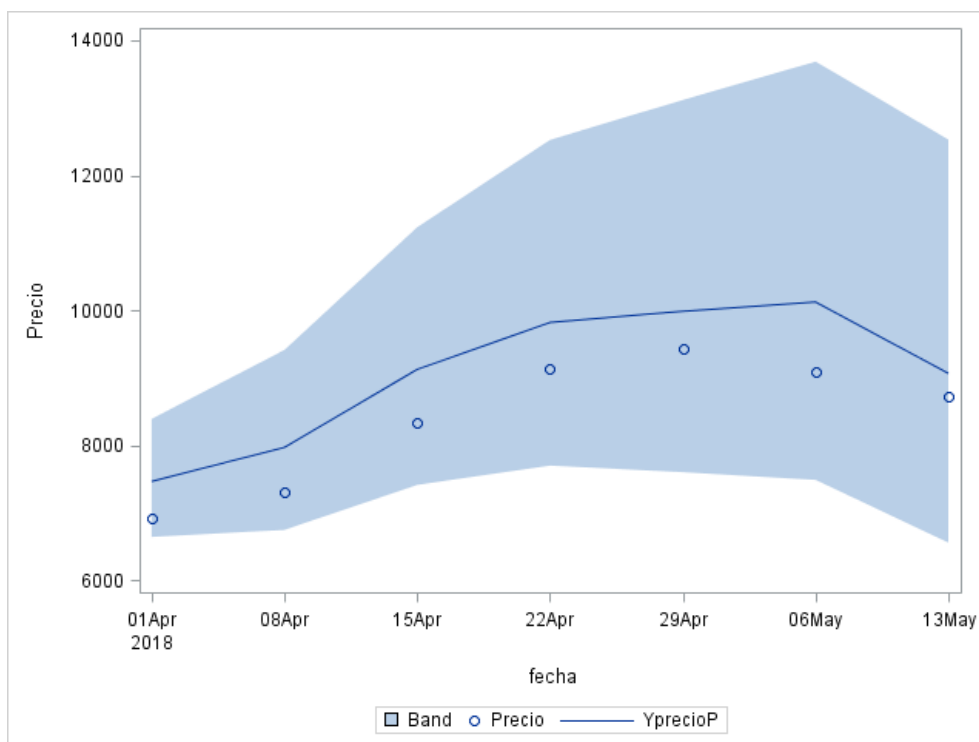


Grafico 7.2 Serie Precio junto con las predicciones y tendencia (solo las observaciones predichas).



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

El gráfico 7.1 muestra un modelo bastante convincente, algo que se hace más evidente en el gráfico 7.2 donde se ve más claramente los errores que se cometen.

El único fallo que tiene este modelo es que sobreestima los valores futuros, pero hasta ahora es el que mejor se comporta y más se adapta a los datos. Se ha intentado corregir esta sobreestimación con la introducción de constantes con valores más altos, pero esto provocaba aumentos en el ajuste del resto del modelo y de los intervalos de predicción, por lo tanto, se ha decidido no modificar el modelo.

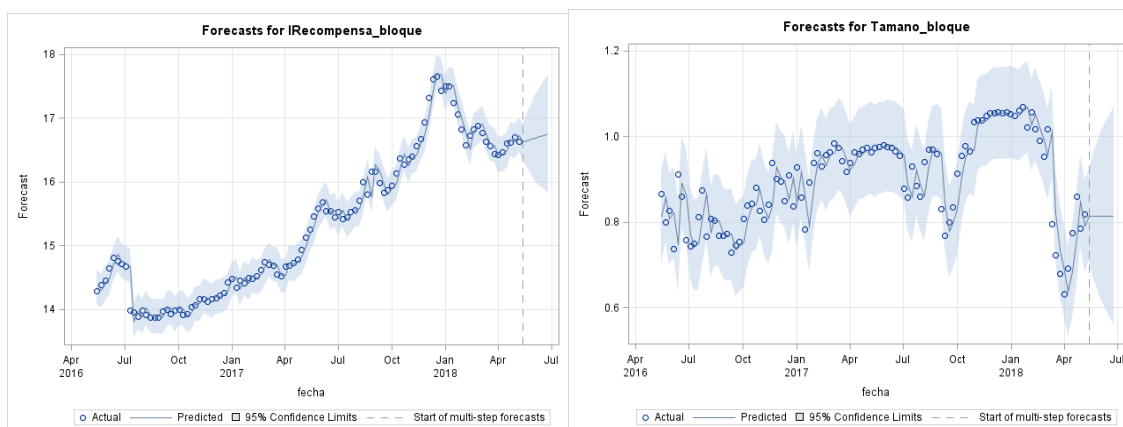
Modelo<sup>8</sup>:

$$Y_t = -23.6685 + 1.88 * 10^{-6} * \text{Bitcoinscirculacion} + 2.84 * 10^{-8} * \text{Recompensabloque} + 0.4969 * \text{Tamanobloque} + 0.9969 * v_{t-1} - 0.1759 * v_{t-6} + 0.1387 * v_{t-8} + Z_t$$

Siendo  $v_t$  el error cometido en el tiempo  $t$  por el modelo, sin tener en cuenta las variables exógenas o regresoras.

Habiendo determinado el modelo dinámico óptimo y observado cómo se comporta con los valores que se han reservado, se va a realizar una predicción de valores futuros, es decir, predecir los valores del bitcoin desde el 13 de mayo hasta el 24 de junio (lo que se ha predicho anteriormente era un método de validación del modelo). Para ello se han realizado 3 modelos ARIMA para las variables explicativas que se habían incluido en el modelo.

Obteniéndose un modelo (1,1,0) para la variable Bitcoins\_circulación, un modelo (1,1,0) para la variable Recompensa\_bloque transformada logarítmicamente y un modelo (1,0,0) para la variable Tamano\_bloque.



<sup>8</sup> Los parámetros para las variables Bitcoinscirculacion y Recompensabloque son muy pequeños porque las variables tienen valores muy superiores al precio del bitcoin.





## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Grafico 7.3 Predicciones para la variable *Lrecompensa*.

Grafico 7.4 Predicciones para la variable *Tamaño*.

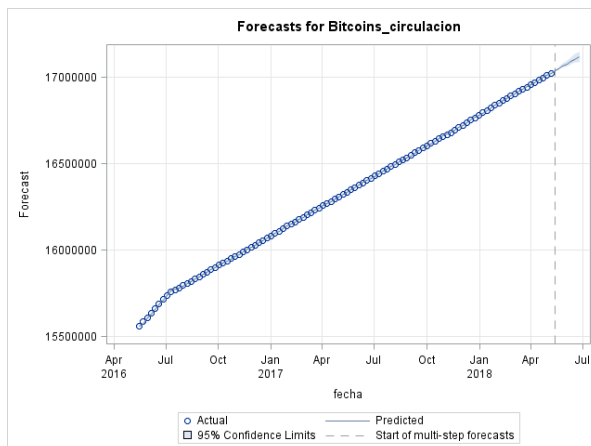


Grafico 7.5 Predicciones para la variable *circulación*.

Se observa que las predicciones de los gráficos 7.3 y 7.4 no son demasiado precisas, comparándolas con el gráfico 7.5, si se profundizase más en el estudio de esas series este apartado sería más robusto, pero por limitaciones de tiempo no se han podido realizar.

Con los valores futuros de las variables explicativas se realiza la predicción del precio del Bitcoin para el periodo 13 de mayo – 4 de junio.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	-23.6685	3.2104	-7.37	<.0001	
Bitcoins_circulacion	1	1.88E-06	1.97E-07	9.54	<.0001	Bitcoins circulacion
Recompensa_bloque	1	2.84E-08	2.57E-09	11.01	<.0001	Recompensa bloque
Tamano_bloque	1	0.4969	0.1097	4.53	<.0001	Tamano bloque
AR1	1	-0.9969	0.0434	-22.97	<.0001	
AR6	1	0.1759	0.0785	2.24	0.0274	
AR8	1	-0.1387	0.0696	-1.99	0.0492	

Tabla 7.20 Modelo realizado para la predicción.

Se observa que el modelo que realiza SAS es idéntico al modelo que se ha ajustado, algo que se consigue al no introducir los valores más próximos al intervalo de predicción.

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

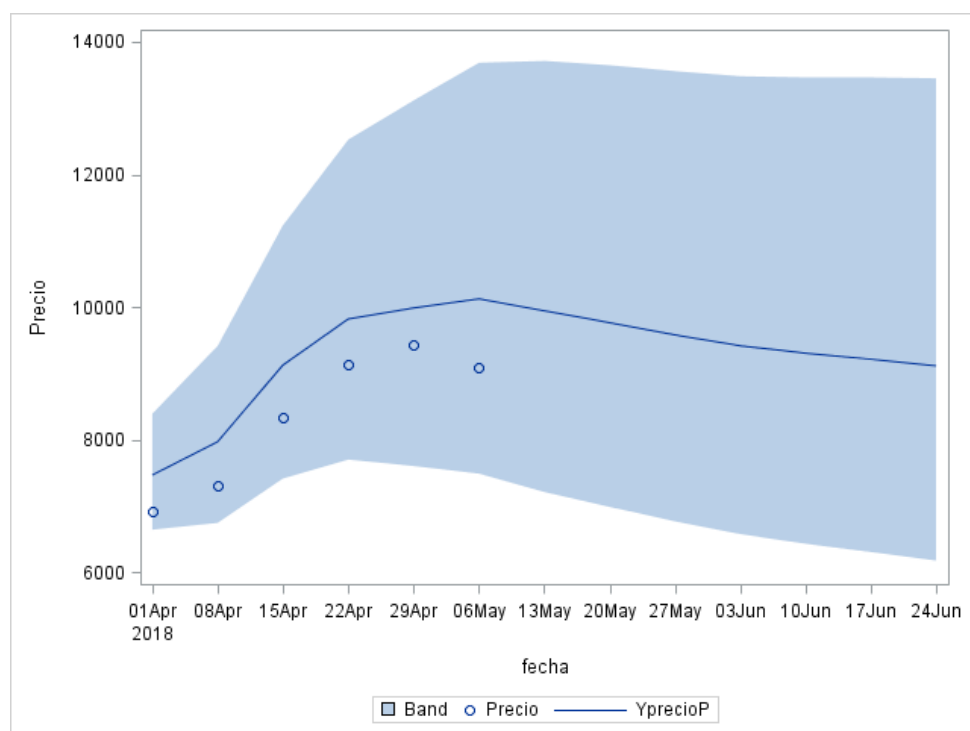


Gráfico 7.5 Predicciones del precio del Bitcoin.

Las predicciones sugieren que el Bitcoin va a experimentar un decrecimiento muy lento durante el periodo 13 de mayo- 24 de junio y seguramente, si tiene en cuenta la sobreestimación del modelo mencionado anteriormente, las predicciones sean algo superiores al precio real que tendrá el bitcoin, por lo que los valores rondarán los 8000 = 1 BTC, con un mínimo de 6000 y un máximo de 12.000 como límites del intervalo del confianza al 95% de seguridad.

## 8. Modelos ARCH y GARCH.

Tras realizar un archtest para comprobar la homocedasticidad de la varianza de los residuos se comprueba que ésta no es constante y por lo tanto los datos son heterocedásticos. Para solucionar este problema se introducen los modelos ARCH y GARCH que intentan modelizar estos cambios que otros modelos no tienen en cuenta.

Tests for ARCH Disturbances Based on OLS Residuals				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	53.5556	<.0001	46.982	<.0001
2	73.313	<.0001	47.8151	<.0001
3	79.869	<.0001	47.8163	<.0001
4	80.4086	<.0001	49.2105	<.0001
5	80.5963	<.0001	49.3207	<.0001
6	81.2804	<.0001	49.6782	<.0001
7	82.9642	<.0001	50.0123	<.0001
8	84.2509	<.0001	50.0128	<.0001
9	84.2683	<.0001	50.3896	<.0001
10	84.3301	<.0001	50.8289	<.0001
11	84.631	<.0001	53.1643	<.0001
12	88.2565	<.0001	56.0032	<.0001

Tabla 8.1 Resultados del archtest de la serie Lprecio.

Tests for ARCH Disturbances Based on Residuals				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	0.5131	0.4738	0.4244	0.5147
2	3.0897	0.2133	2.7095	0.258
3	6.6348	0.0845	5.107	0.1641
4	9.5908	0.0479	9.4427	0.0509
5	12.3808	0.0299	11.1813	0.0479
6	14.8831	0.0212	13.1932	0.0401
7	15.5892	0.0291	13.3379	0.0643
8	15.5938	0.0486	13.3439	0.1006
9	20.6152	0.0145	14.8394	0.0954
10	21.8404	0.0159	15.7887	0.1058
11	22.4069	0.0214	15.8079	0.1484
12	22.426	0.033	15.9236	0.1948

Tabla 8.2 Resultados del archtest aplicado al modelo de regresión dinámica.



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Se observa en la tabla 8.2 que, si se aplica el archtest al modelo dinámico realizado en el apartado 7 se soluciona en gran medida la heterocedasticidad de varianzas, pero en algunos ordenes todavía no se llega al nivel de significación exigido (0.05), se espera poder resolver este problema mediante los modelos mencionados.

Al no existir o poder encontrar una metodología que permita determinar el mejor modelo, se realizarán todos los modelos desde un ARCH (1) (el más sencillo de todos) hasta alcanzar un GARCH (4,4) siendo 4 el primer orden con un p-valor menor que 0.05.

Observándose que el modelo ARCH (2) es el que mejor se comporta, con una mejoría leve en todos los p-valores (tabla 8.3) para la heterocedasticidad de varianzas, aunque no se llegue a alcanzar la no significación.

Tests for ARCH Disturbances Based on Residuals				
Order	Q	Pr > Q	LM	Pr > LM
1	0.1904	0.6626	0.1885	0.6641
2	1.8138	0.4038	1.595	0.4505
3	5.2022	0.1576	4.2227	0.2384
4	9.3646	0.0526	9.4375	0.051
5	12.6969	0.0264	12.0541	0.0341
6	14.8545	0.0214	14.3099	0.0264
7	15.0791	0.035	14.3468	0.0453
8	15.169	0.0559	14.4651	0.0704
9	19.3298	0.0225	15.203	0.0855
10	21.8479	0.0159	16.2555	0.0925
11	22.4949	0.0208	16.3131	0.1299
12	22.6229	0.0311	16.3936	0.1739

Tabla 8.3 Resultados del archtest aplicado al modelo ARCH (2).

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	-21.2545	2.7949	-7.6	<.0001	
Bitcoins_circulacion	1	1.73E-06	1.75E-07	9.87	<.0001	Bitcoins circulacion
Recompensa_bloque	1	2.91E-08	0	Infty	<.0001	Recompensa bloque
Tamano_bloque	1	0.4677	0.1123	4.16	<.0001	Tamano bloque
AR1	1	-1.0066	0.0558	-18.06	<.0001	
AR6	1	0.1711	0.0946	1.81	0.0703	
AR8	1	-0.1343	0.0857	-1.57	0.117	
ARCH0	1	0.002306	0.000578	3.99	<.0001	
ARCH2	1	0.2744	0.2118	1.3	0.1951 <sup>9</sup>	

Tabla 8.4 Modelo ARCH (2).

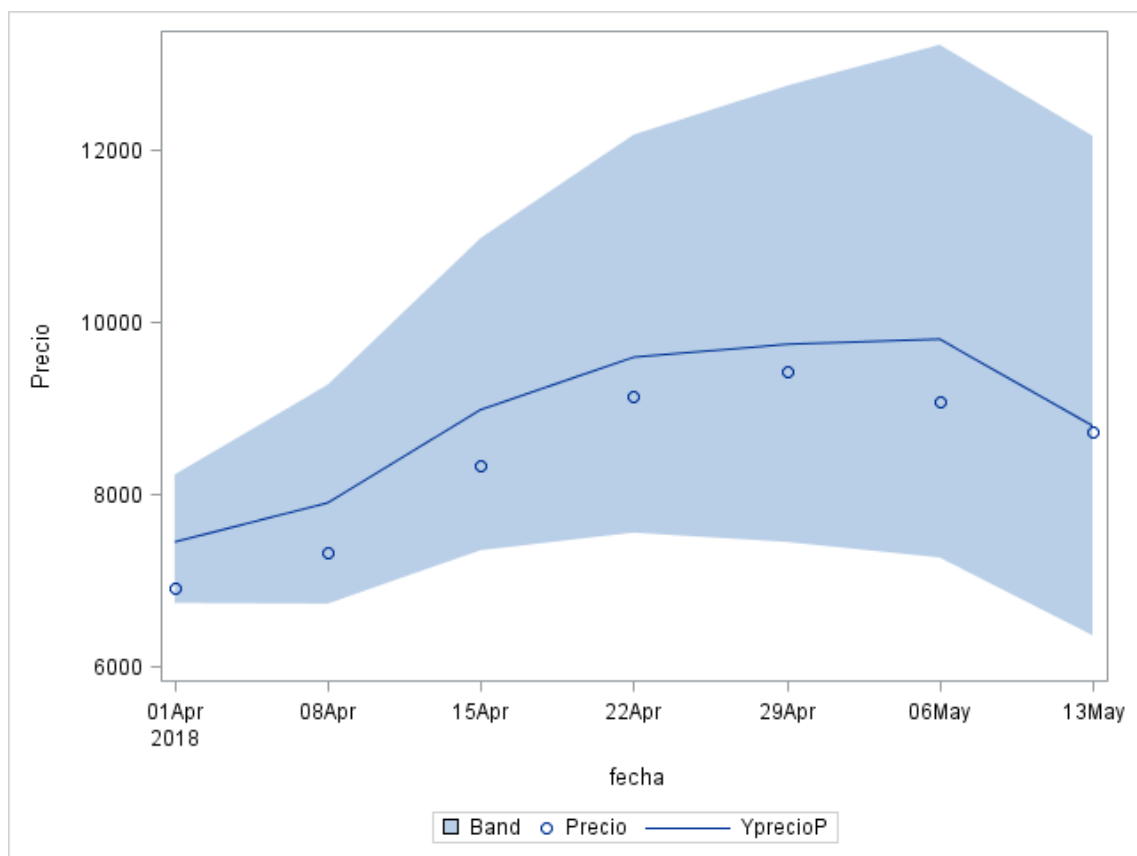


Gráfico 8.1 Predicciones del modelo ARCH (2).

<sup>9</sup> Se ha decidido mantener el ARCH2 ya reduce de manera significativa los intervalos de confianza.



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Si se comparan las predicciones del modelo dinámico y las del ARCH (2) se comprueba son similares, pero los intervalos de confianza son bastante más reducidos en este segundo modelo.

Modelo:

$$Y_t = -21.2545 + 1.73 * 10^{-6} * \text{Bitcoinscirculacion} + 2.91 * 10^{-8} * \text{Recompensabloque} + 0.4677 * \text{Tamanobloque} + 1.0066 * v_{t-1} - 0.1711 * v_{t-6} + 0.1343 * v_{t-8} + \sqrt{0.0023 + 0.2744 * \xi_{t-2}^2} * Z_t$$

Siendo  $v_t$  el error cometido en el tiempo  $t$  por el modelo sin tener en cuenta las variables exógenas o regresoras y  $\xi_{t-2}^2$  el cuadrado del error cometido sin tener en cuenta los elementos correspondientes al modelo ARCH.

El modelo obtenido se va a aplicar para realizar predicciones reales al igual que con el modelo dinámico.

Se observa de nuevo que el modelo aplicado es el mismo que el modelo estimado.

Parameter Estimates						
Variable	DF	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Variable Label
Intercept	1	-21.2545	2.7949	-7.6	<.0001	
Bitcoins_circulacion	1	1.73E-06	1.75E-07	9.87	<.0001	Bitcoins circulacion
Recompensa_bloque	1	2.91E-08	0	Infty	<.0001	Recompensa bloque
Tamano_bloque	1	0.4677	0.1123	4.16	<.0001	Tamano bloque
AR1	1	-1.0066	0.0558	-18.06	<.0001	
AR6	1	0.1711	0.0946	1.81	0.0703	
AR8	1	-0.1343	0.0857	-1.57	0.117	
ARCH0	1	0.002306	0.000578	3.99	<.0001	
ARCH2	1	0.2744	0.2118	1.3	0.1951	

Tabla 8.5 Modelo utilizado en las predicciones reales.

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

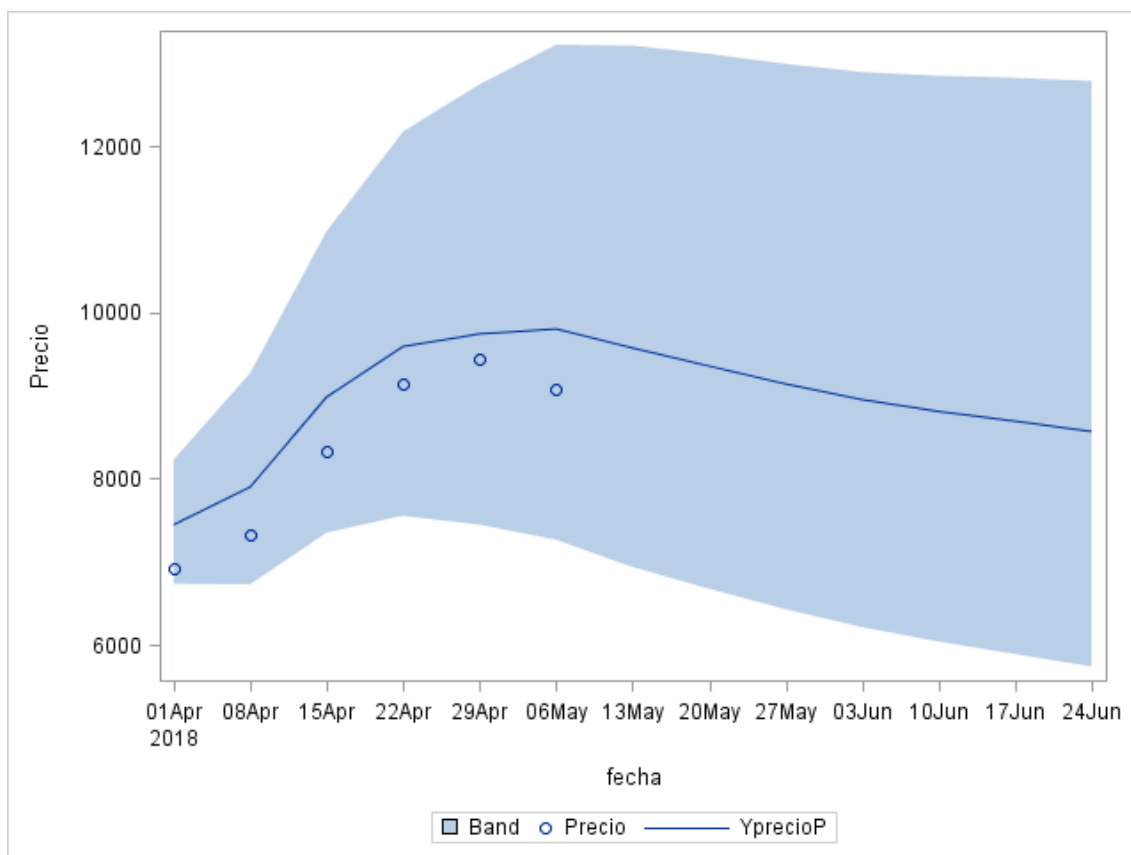


Grafico 8.1 Predicciones para el periodo 13May-24Jun del modelo ARCH (2).

Se observa un comportamiento similar que con las predicciones realizadas para la validación/comparación de modelos, el modelo ARCH (2) indica que el precio decrecerá muy lentamente, siendo la predicción para el 24 de junio de 2018 de 8000=1 BTC. Los intervalos de confianza también son ligeramente menores que los del modelo dinámico.

En general, el modelo ARCH (2) es ligeramente superior al modelo dinámico.



## 9. Comparación de modelos.

En este apartado se compararán los mejores modelos obtenidos con todas las técnicas que se han utilizado hasta ahora.

Modelo ARIMA (0,1,1).

$$X_t = 0.67376 * X_{t-1} + 0.32664 * X_{t-2} + Z_t$$

Modelo de regresión dinámica:

$$Y_t = -23.6685 + 1.88 * 10^{-6} * \text{Bitcoinscirculacion} + 2.84 * 10^{-8} * \text{Recompensabloque} + 0.4969 * \text{Tamanobloque} + 0.9969 * v_{t-1} - 0.1759 * v_{t-6} + 0.1387 * v_{t-8} + Z_t$$

Modelo ARMA (2):

$$Y_t = -21.2545 + 1.73 * 10^{-6} * \text{Bitcoinscirculacion} + 2.91 * 10^{-8} * \text{Recompensabloque} + 0.4677 * \text{Tamanobloque} + 1.0066 * v_{t-1} - 0.1711 * v_{t-6} + 0.1343 * v_{t-8} + \sqrt{0.0023 + 0.2744 * \xi_{t-2}^2} * Z_t$$

Se observa que los últimos 2 modelos se parecen mucho ya que el modelo ARMA (2) utiliza el modelo de regresión dinámica y lo mejora al obtener intervalos de confianza menores y predicciones con menos errores.

La elección del mejor modelo depende de la exactitud y complejidad que se le exija al modelo, el modelo ARIMA es realmente sencillo y las errores que comete no son tan grandes, pero si uno se fija en la tendencia y estructura que tienen las predicciones se dará cuenta de que no se adaptan bien a los datos reales, ya que las ultimas 7 observaciones reales tienen una estructura convexa y las predicciones del modelo ARIMA trazan una línea recta, esto es un punto muy importante a la hora de elegir el mejor modelo, ya que es posible que por el azar, un modelo trabaje bien con los pocos datos que se utilizan en la parte de validación pero que a largo plazo los errores se hagan cada vez mayores. Tras la explicación anterior cualquiera de los otros 2 modelos tiene una estructura en las predicciones que siguen con bastante fidelidad los datos reales siendo el modelo ARMA (2) ligeramente mejor con las predicciones, pero el modelo de regresión dinámica más sencillo, en este caso y viendo las salidas de ambos,





Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

yo elegiría el modelo dinámico ya que el modelo ARMA (2) tampoco consigue de forma convincente corregir la heterocedasticidad de la varianza ya que todavía existían ordenes que indicaban la no homogeneidad de varianzas.

En definitiva, si uno realmente quiere las predicciones más exactas posibles el modelo ARMA (2) es el mejor modelo, pero yo recomendaría la regresión dinámica.



## 10. Conclusiones.

---

Habiendo elegido el modelo de regresión dinámica como el óptimo, se van a explicar las variables que lo forman y que conlleva que justamente sean estas las variables que explican significativamente el modelo.

**Bitcoins\_circulacion:** La cantidad de BTC que existen en el mercado actualmente es de 17.084.788, hay que tener en cuenta que el número real es algo inferior, ya que la dificultad de gestionar una cartera de criptomonedas y la no existencia de una organización que las controle hace que mucha gente pierda carteras con BTC que nunca podrán ser recuperados, esto es otro problema que no se ha mencionado.

**Recompensa\_bloque:** Esta variable está muy relacionada con el precio del bitcoin ya que están representadas en las mismas unidades (BTC-USD), es decir cuanto mayor sea la recompensa otorgada a los mineros mayor será el precio del Bitcoin.

**Tamaño\_bloque:** esta es la variable más interesante que ha resultado significativa en el modelo, los denominados bloque son en realidad paquetes de datos que no tienen un límite de tamaño, pero sí de tiempo. Cada 10 minutos se añade un nuevo bloque a la cadena, esta variable en realidad contiene información sobre la demanda que hay del Bitcoin, esto concuerda con la ley de Metcalfe<sup>10</sup> y se podría resumir diciendo que cuanto más gente use el Bitcoin mayor será su valor.

**Precio del bitcoin 1 observación atrás:** Esto tiene mucho sentido y suele ocurrir en todas las series temporales y es que el precio más reciente observado es la mejor predicción de la observación actual.

Aunque el modelo ARIMA no haya sido elegido como el óptimo se puede sacar la conclusión de que el precio del Bitcoin no tiene ninguna tendencia estacional, es decir que su comportamiento no se repite ni mensual, ni trimestral ni anualmente, algo que en un primer momento se dudaba si podía suceder.

Sobre las predicciones del precio del BTC que se han obtenido, parece que el precio del Bitcoin va a decrecer muy lentamente a corto plazo, aunque los intervalos son demasiado grandes para asegurarlo a cualquier nivel de confianza.

---

<sup>10</sup> Ley de Metcalfe: dice que el valor de una red de comunicaciones aumenta proporcionalmente al cuadrado del número de usuarios del sistema ( $n^2$ ). Fuente: [Wikipedia](https://es.wikipedia.org/wiki/Ley_de_Metcalfe).



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

El precio del Bitcoin nunca se podrá predecir con una amplitud de los intervalos de confianza pequeños, ya que uno de los principales factores que influyen en el precio es la popularidad de la criptomoneda.

En el presente trabajo no se ha realizado un estudio de las variables de intervención que se podrían haber añadido, esto es debido a que las variables impulso o escalón sirven para medir la repercusión que tuvo un evento pasado, un ejemplo con nuestros datos sería la declaración de China de limitar el uso de las criptomonedas, esta noticia tuvo un impacto muy significativo en el precio, pero a la hora de predecir valores futuros de una serie temporal nunca se tiene información sobre este tipo de variables y aunque se tuviese habría que valorar cuán positivo o negativo sería ese evento.



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

### Bibliografía.

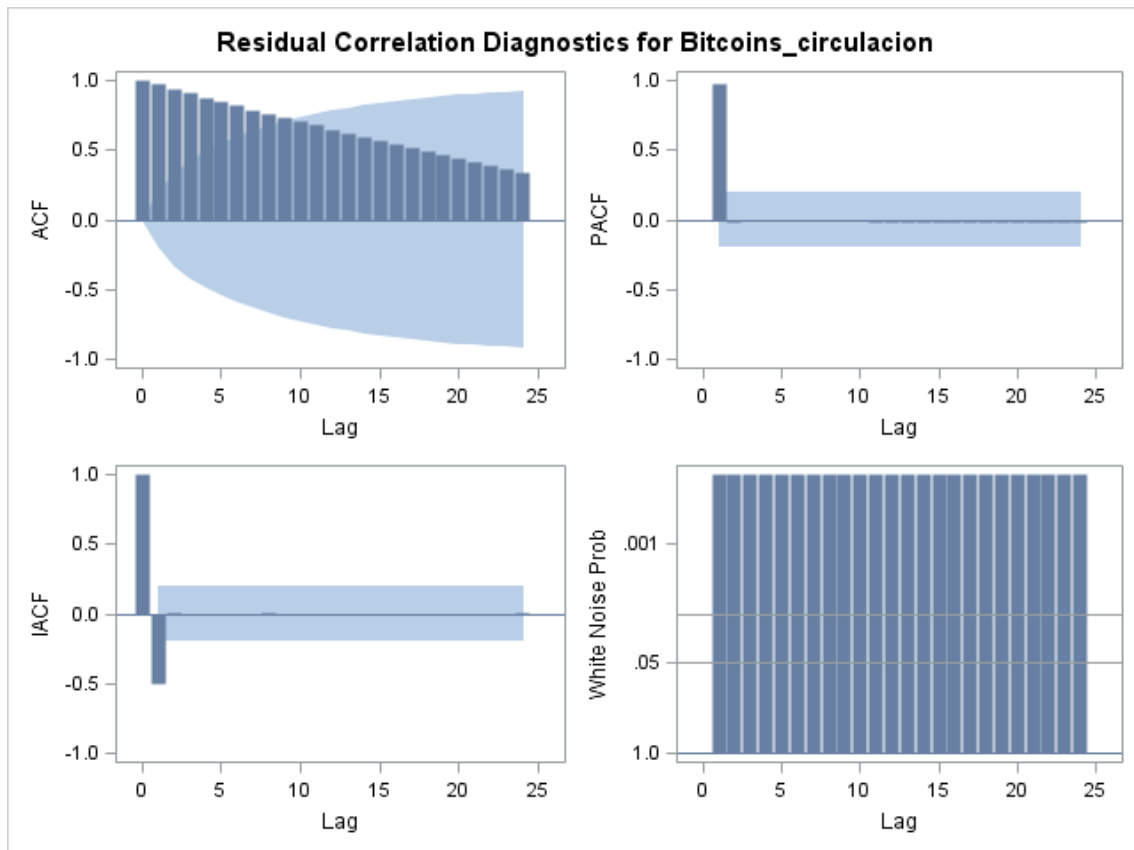
- Apuntes de la asignatura de Técnicas Avanzadas de Predicción de la profesora Juana María Alonso Revenga.
- Apuntes de la asignatura de Series Temporales del profesor Enrique González Arangüena.
- Daniel Peña. Análisis de Series Temporales. Alianza Editorial. 2010.
- [Ayuda de SAS.](#)
- Página web [kaggle](#).
- Peter J. Brockwell, Richard A. Davis. Introduction to Time Series and Forecasting. Springer Texts in Statistics.

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

### Anexo.

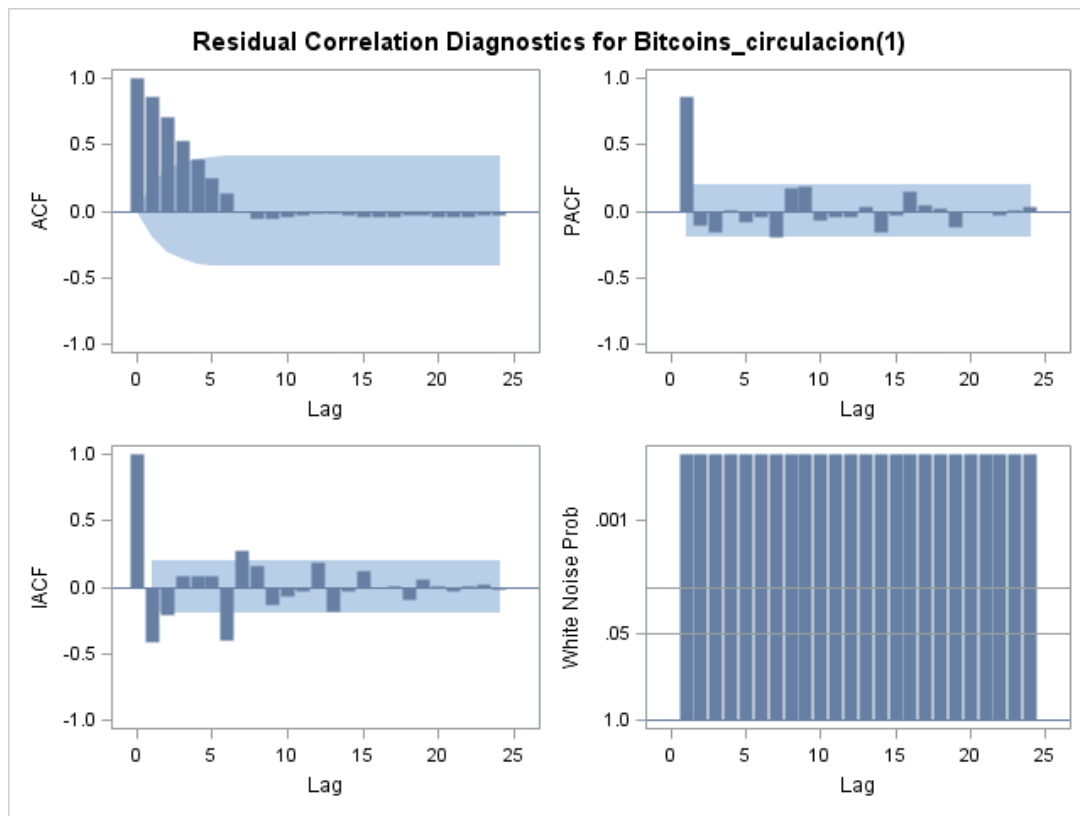
Selección de modelos ARIMA para la regresión dinámica.

Variable: bitcoins\_circulacion.

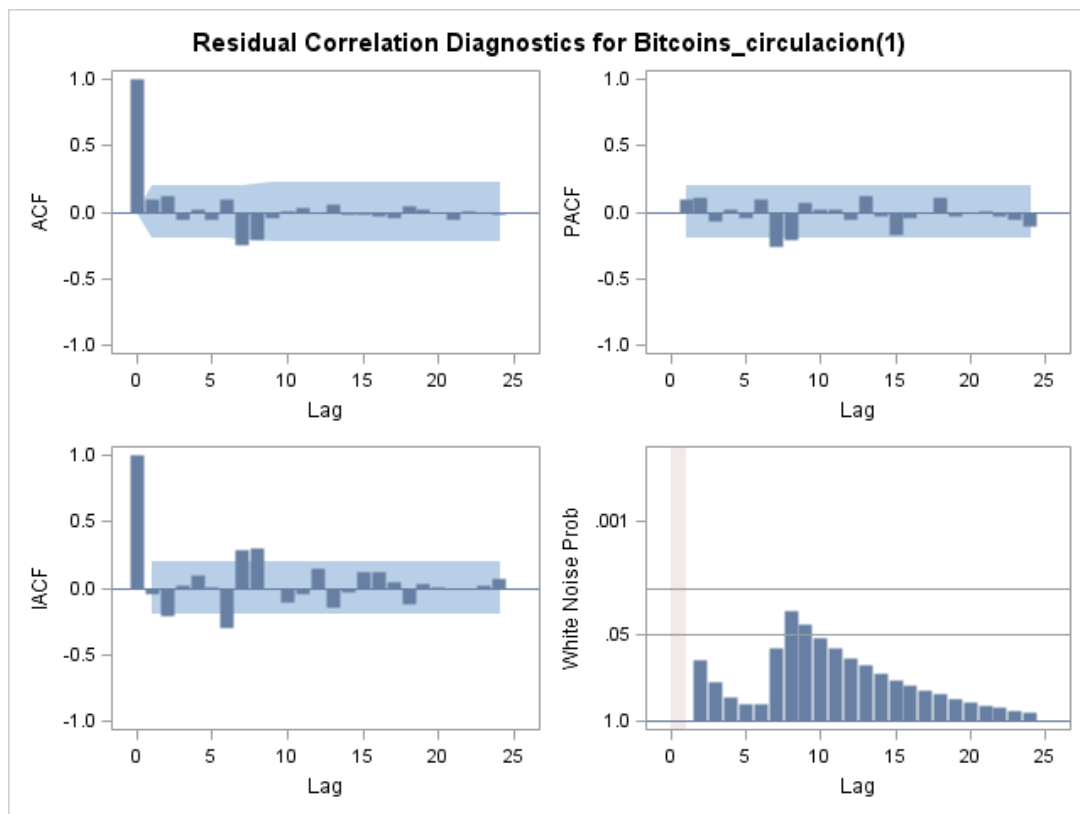


Clara necesidad de una diferenciación regular.

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.



Las ACF y PACF indican un AR (1).





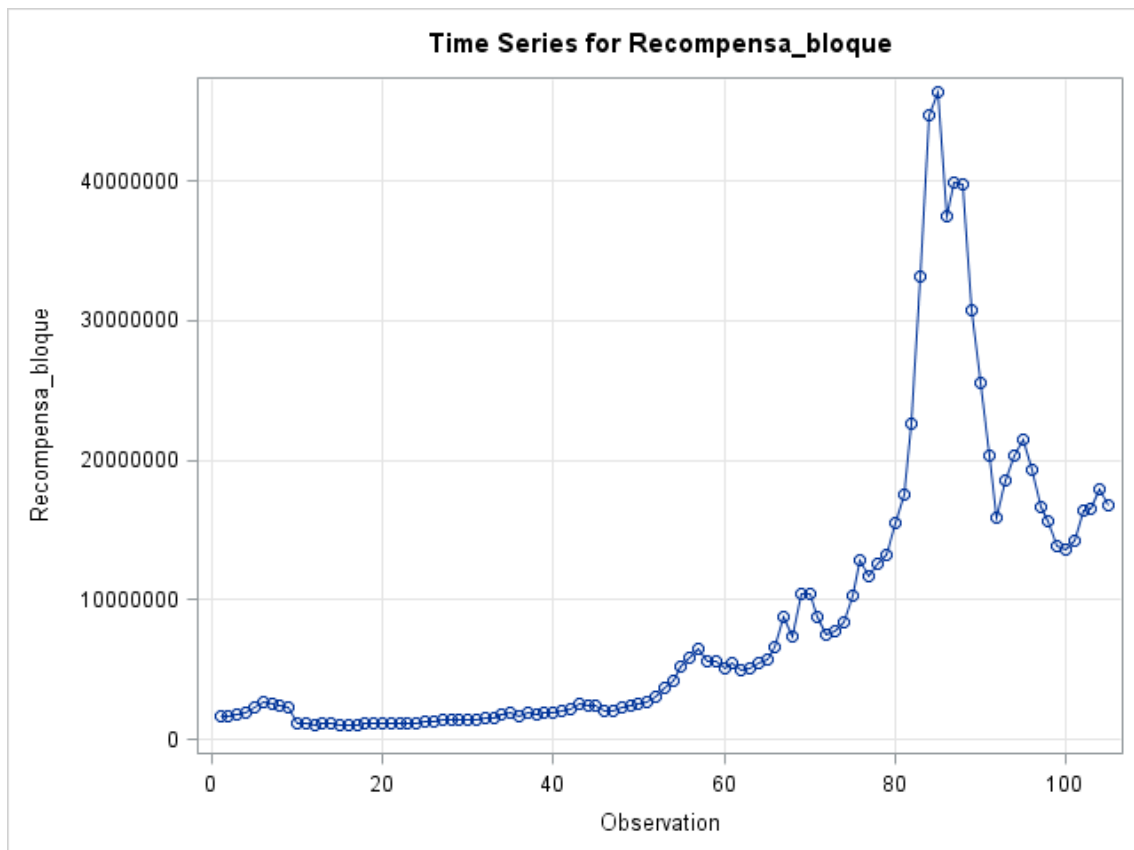
## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

Se observan 2 retardos que exceden ligeramente los intervalos de confianza, pero no se les dará mayor importancia por temas de tiempo.

Modelo ARIMA: (1,1,0)

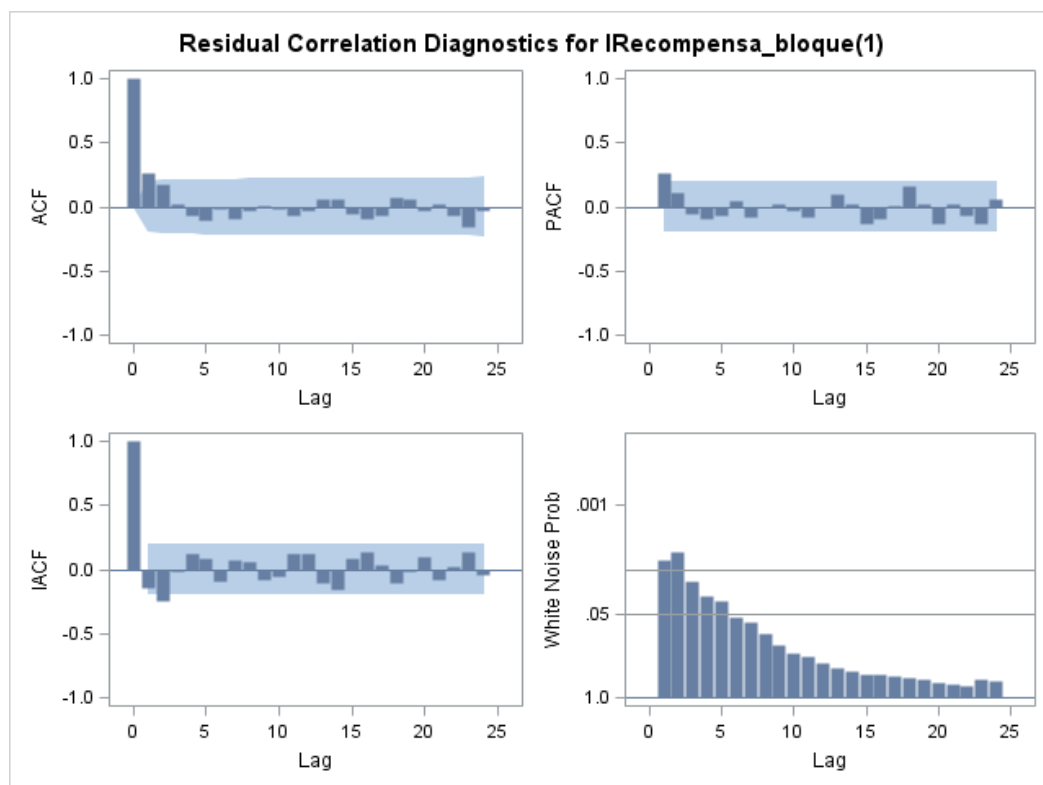
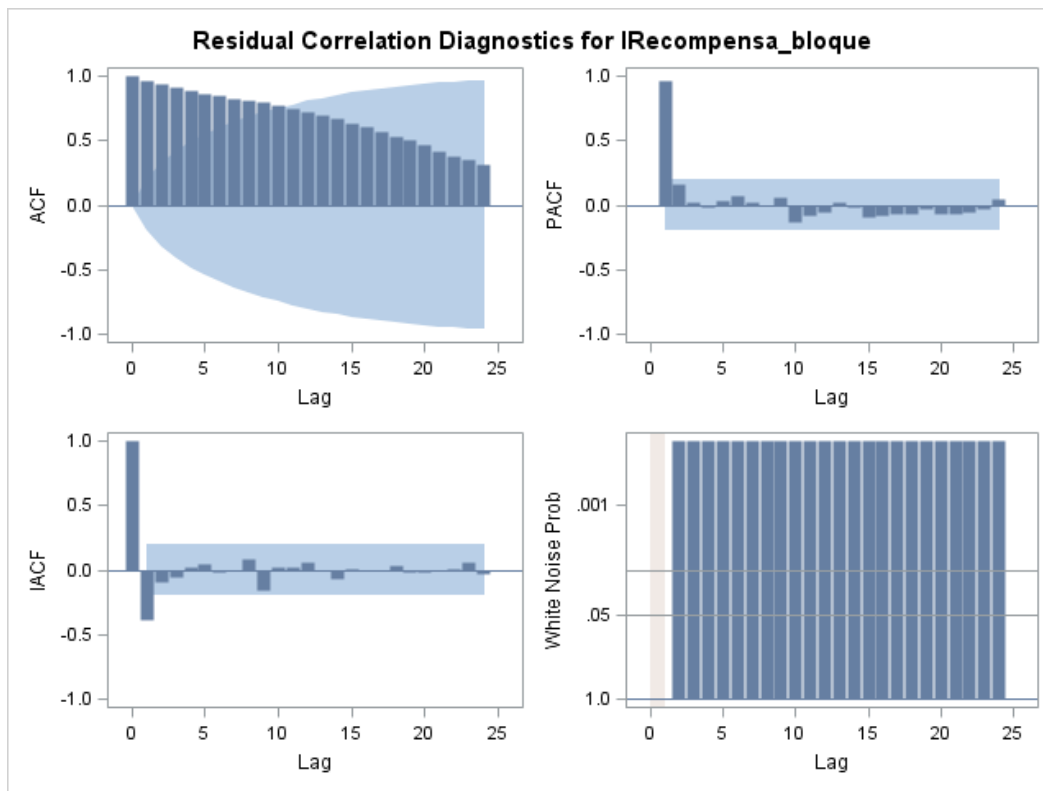
Variable: Recompensa\_bloque.

Se decide realizar una transformación box-cox al ver que la varianza no es constante a lo largo de la serie.



Se observa que se necesita una diferenciación regular.

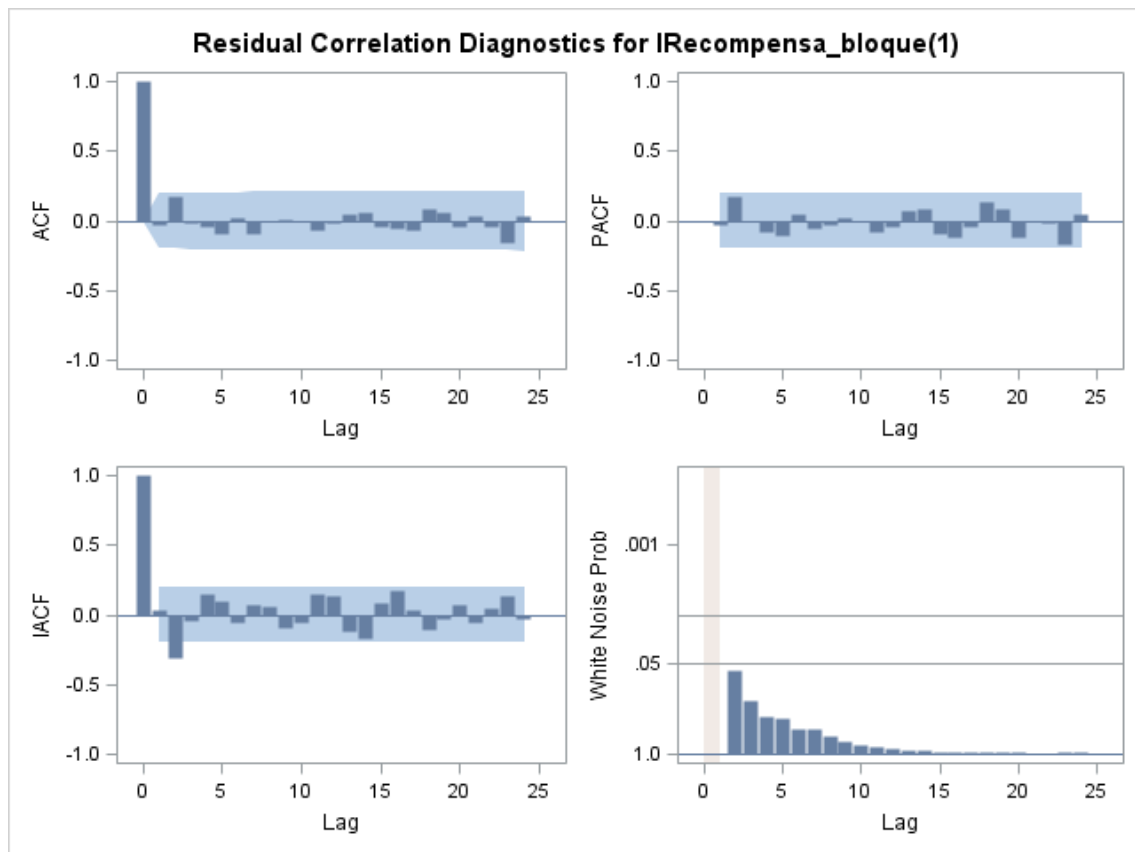
## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.



Al no tener una estructura muy clara en las ACF y PACF se van a modelizar los modelos AR(1) y MA(1).



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.



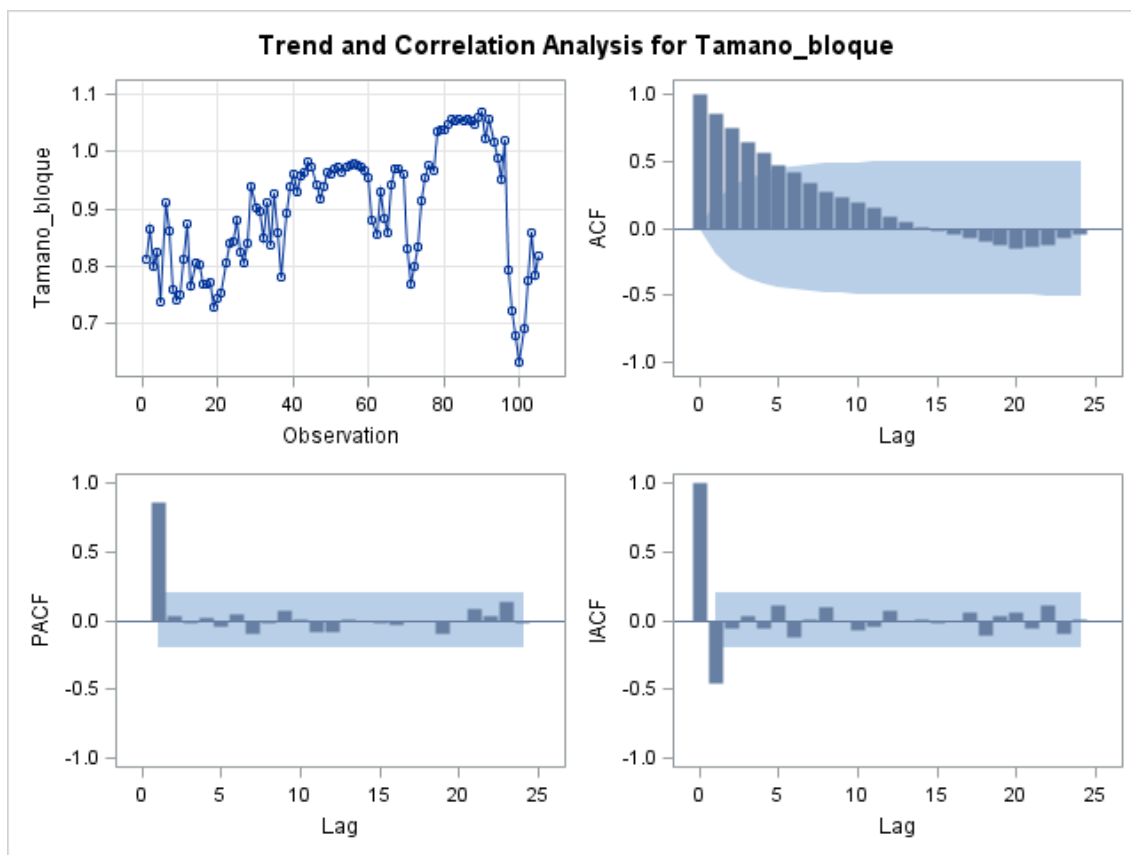
Obteniéndose como mejor modelo un ARIMA (0,1,1).



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

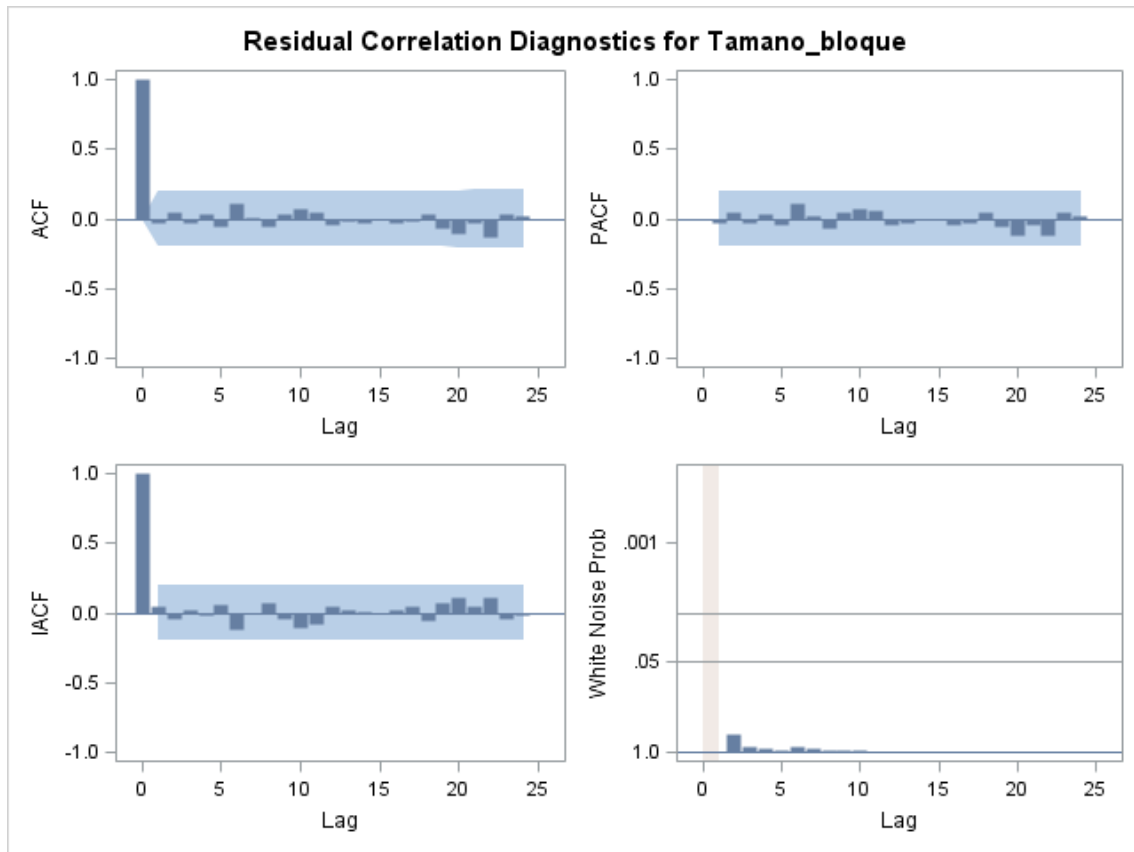
Variable: Tamano\_bloque.

Aunque el decrecimiento observado no es el ideal (lento y sin tomar valores negativos) para realizar una diferenciación, se realizará de todas formas y se compararán los modelos obtenidos con ambos caminos.



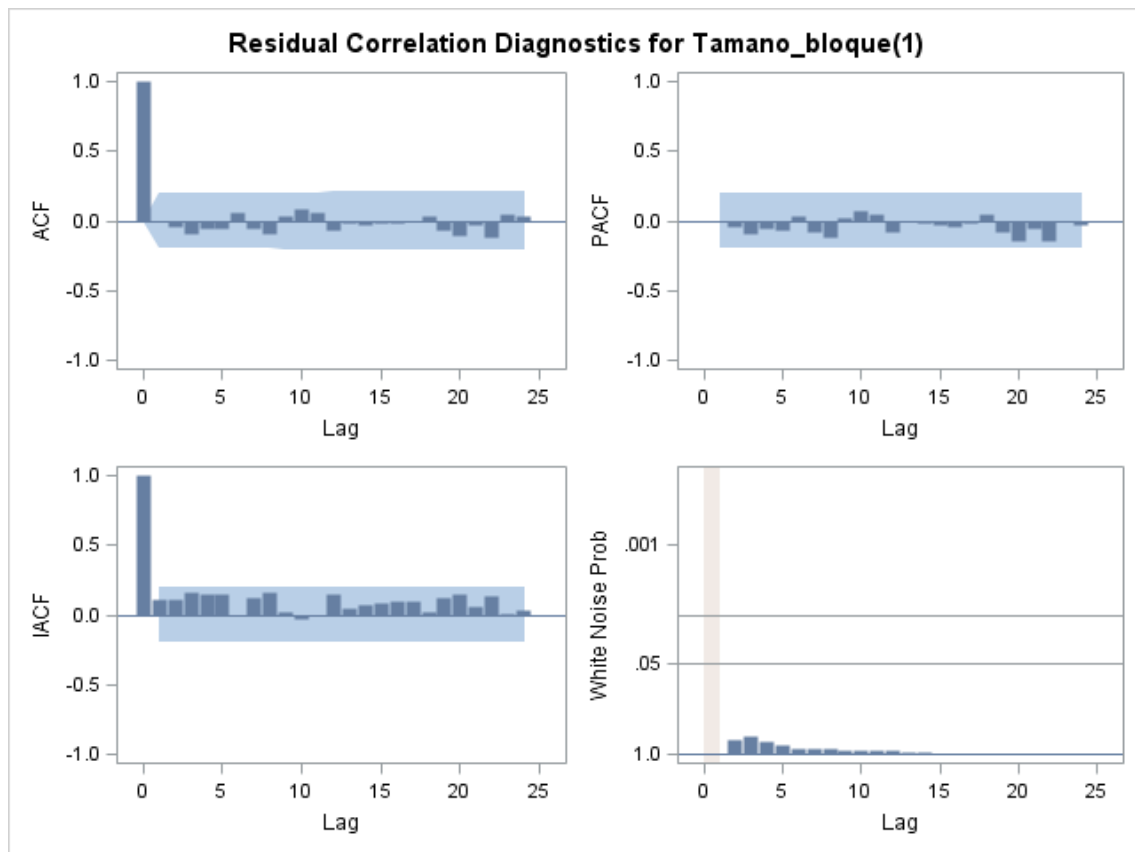
Modelos sin diferenciar, ARIMA (1,0,0).

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.



Modelo diferenciado, ARIMA (0,1,1)

## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.



	Estadísticos	Modelos
AIC	-307.885	(0,1,1)
SBC	-302.596	(0,1,1)
AIC	-315.512	(1,0,0)
SBC	-310.204	(1,0,0)

Se observa que el modelo más sencillo, tiene un menor estadístico AIC y BIC, por lo tanto, se elige el modelo ARIMA (1,0,0).



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

### Código SAS.

```
/*
*****
*****/

/*
Lectura y depuración de datos */
/*
*****
*****/

libname bitcoin1 "C:\Users\Carlos\Desktop\Bitcoin new";
proc import datafile="C:\Users\Carlos\Desktop\bitcoin new\Conjunto
Completo"
dbms=xlsx out=bitcoin1.Datos;
run;
proc sgplot data=bitcoin1.Datos;
series x=fecha y=precio;
run;
DATA bitcoin1.Datos;
SET bitcoin1.Datos;
fecha = intnx( 'day', '14may2016'd, _n_-1 );
format fecha DATE.;
RUN;
proc timeseries data=bitcoin1.Datos out=bitcoin1.Datos_semanales;
id fecha interval=week accumulate=mean;
var _numeric_;
run;
data bitcoin1.Datos_semanales;
set bitcoin1.Datos_semanales;
drop Time;
Lprecio=log(precio);
run;
data bitcoin1.Datos_semanales1;
set bitcoin1.Datos_semanales;
if fecha > "25mar2018"d then precio=".";
if fecha > "25mar2018"d then Lprecio=".";
run;
proc import datafile="C:\Users\Carlos\Desktop\bitcoin
new\Google_trends_Bitcoin"
dbms=xlsx out=bitcoin1.Google;
run;
DATA bitcoin1.Google;
SET bitcoin1.Google;
fecha = intnx( 'week', '07apr2013'd, _n_-1 );
format fecha WEEKDATX17.;
RUN;
proc import datafile="C:\Users\Carlos\Desktop\bitcoin
new\multiTimeline"
dbms=xlsx out=bitcoin1.ethereum;
run;
DATA bitcoin1.ethereum;
SET bitcoin1.ethereum;
fecha = intnx( 'week', '02jun2013'd, _n_-1 );
format fecha DATE.;
rename VAR2=ethereum;
RUN;
proc import datafile="C:\Users\Carlos\Desktop\bitcoin new\Rmb"
```



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
dbms=xlsx out=bitcoin1.Rmb;
run;
DATA bitcoin1.Rmb;
SET bitcoin1.Rmb;
fecha = intnx( 'week', '08may2016'd, _n_-1 );
format fecha DATE.;
drop time;
RUN;
proc import datafile="C:\Users\Carlos\Desktop\bitcoin new\EUR"
dbms=xlsx out=bitcoin1.EUR;
run;
DATA bitcoin1.EUR;
SET bitcoin1.EUR;
fecha = intnx( 'week', '08may2016'd, _n_-1 );
format fecha DATE.;
drop time;
RUN;
proc import datafile="C:\Users\Carlos\Desktop\bitcoin new\JPY"
dbms=xlsx out=bitcoin1.JPY;
run;
DATA bitcoin1.JPY;
SET bitcoin1.JPY;
fecha = intnx( 'week', '08may2016'd, _n_-1 );
format fecha DATE.;
drop time;
RUN;
proc import datafile="C:\Users\Carlos\Desktop\bitcoin new\Oro"
dbms=xlsx out=bitcoin1.Oro;
run;
DATA bitcoin1.Oro;
SET bitcoin1.Oro;
fecha = intnx( 'week', '03jan2016'd, _n_-1 );
format fecha DATE.;
rename VAR2=ORO;
format ORO BEST12.;
drop time;
RUN;
DATA bitcoin1.completo;
merge bitcoin1.Google bitcoin1.Datos_semanales bitcoin1.Rmb
bitcoin1.JPY bitcoin1.EUR bitcoin1.Oro bitcoin1.ethereum;
by fecha;
RUN;
DATA bitcoin1.completo;
SET bitcoin1.completo;
if fecha < '08may2016'd then delete;
if fecha > '13may2018'd then delete;
drop week;
RUN;
DATA bitcoin1.completo1;
set bitcoin1.completo;
rename precio=Cprecio;
rename lprecio=Clprecio;
RUN;
DATA bitcoin1.completo;
merge bitcoin1.completo1 bitcoin1.Datos_semanales1;
by fecha;
RUN;
```



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
/*
*****
*****
*/
/* Estudio
descriptivo de los datos */
/*
*****
*****
*/

proc means data=bitcoin1.completo;
var VAR2--ethereum;
run;

proc sgplot data=bitcoin1.completo;
series x=fecha y=precio;
run;

%LOGTEST (bitcoin1.completo , precio) ;
%put p=&LOGTEST;

proc sgplot data=bitcoin1.completo;
series x=fecha y=Lprecio;
run;

proc univariate data=bitcoin1.completo;
var precio;
id fecha;
run;

proc arima data=bitcoin1.completo plots(unpack)=(all);
identify var=lprecio ;
estimate method=ml;
forecast id=fecha interval=week out=b;
run;

/*
*****
*****
*/
/* Procedimiento Spectra
para la realización del periodograma */
/*
*****
*****
*/

proc spectra data=bitcoin1.completo out=b p s adjmean whitetest;
var lprecio;
weights 1 2 3 4 3 2 1;
run;
proc print data=b(obs=12);
run;
proc sgplot data=b;
series x=freq y=p_01 / markers
markerattrs=(symbol=circlefilled);
run;
proc sgplot data=b;
series x=period y=p_01 / markers
markerattrs=(symbol=circlefilled);
run;
proc sgplot data=b;
```



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
series x=freq y=s_01 / markers
markerattrs=(symbol=circlefilled);
run;
proc sgplot data=b;
series x=period y=s_01 / markers
markerattrs=(symbol=circlefilled);
run;
proc sgplot data=b;
where period < 50;
series x=period y=s_01 / markers
markerattrs=(symbol=circlefilled);
run;

/*****
*****/

Continuación del modelo ARIMA */
/*****
*****/

proc arima data=bitcoin1.completo plots(unpack)=(all);
identify var=lprecio (1);
estimate method=ml;
run;

PROC ARIMA DATA= bitcoin1.completo PLOTS=ALL;
IDENTIFY VAR=lprecio (1);
ESTIMATE P=1 OUTEST=EST OUTMODEL=MODELO OUTSTAT=AJUSTE;
FORECAST LEAD=7 ID=FECHA INTERVAL=week OUT=bitcoin1.PREDICCIONES
PRINTALL;
RUN;
quit;

DATA bitcoin1.AR1;
merge bitcoin1.completo bitcoin1.PREDICCIONES;
by fecha;
RUN;

DATA bitcoin1.AR1;
set bitcoin1.AR1;
PrecioARIMA=exp(FORECAST);
if (fecha > '25mar2018'd) then error= abs(exp(FORECAST)-Cprecio);
RUN;

proc means data=bitcoin1.AR1;
var error;
run;

DATA bitcoin1.AR1;
set bitcoin1.AR1;
PrecioARIMA=exp(FORECAST);
if (fecha > '25mar2018'd) then error= abs(exp(FORECAST)-Cprecio);
precioF=exp(forecast);
ucl=exp(u95);
lcl=exp(l95);
RUN;
```





## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
proc sgplot data=bitcoin1.AR1;
where fecha > '25mar2018'd;
band x=fecha upper=ucl lower=lcl;
scatter x=fecha y=Cprecio;
series x=fecha y=PrecioF;
run;

PROC ARIMA DATA= bitcoin1.completo PLOTS=ALL;
IDENTIFY VAR=lnprecio (1);
ESTIMATE Q=1 OUTEST=EST OUTMODEL=MODELO OUTSTAT=AJUSTE;
FORECAST LEAD=7 ID=FECHA INTERVAL=week OUT=bitcoin1.PREDICCIONES1
PRINTALL;
RUN;
quit;

DATA bitcoin1.MA1;
merge bitcoin1.completo bitcoin1.PREDICCIONES1;
by fecha;
RUN;

DATA bitcoin1.MA1;
set bitcoin1.MA1;
PrecioARIMA=exp(FORECAST);
if (fecha > '25mar2018'd) then error= abs(exp(FORECAST)-Cprecio);
precioF=exp(forecast);
ucl=exp(u95);
lcl=exp(l95);
RUN;

proc means data=bitcoin1.MA1;
var error;
run;

proc sgplot data=bitcoin1.MA1;
where fecha > '25mar2018'd;
band x=fecha upper=ucl lower=lcl;
scatter x=fecha y=Cprecio;
series x=fecha y=PrecioF;
run;

PROC ARIMA DATA= bitcoin1.completo PLOTS=ALL;
IDENTIFY VAR=lnprecio (1);
ESTIMATE P=1 Q=1 OUTEST=EST OUTMODEL=MODELO OUTSTAT=AJUSTE;
FORECAST LEAD=7 ID=FECHA INTERVAL=week OUT=bitcoin1.PREDICCIONES
PRINTALL;
RUN;
quit;

PROC ARIMA DATA= bitcoin1.completo PLOTS=ALL;
IDENTIFY VAR=lnprecio (1);
ESTIMATE P=2 OUTEST=EST OUTMODEL=MODELO OUTSTAT=AJUSTE;
FORECAST LEAD=7 ID=FECHA INTERVAL=week OUT=bitcoin1.PREDICCIONES
PRINTALL;
RUN;
quit;
```



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
PROC ARIMA DATA= bitcoin1.completo PLOTS=ALL;
IDENTIFY VAR=lprecio (1);
ESTIMATE Q=2 OUTEST=EST OUTMODEL=MODELO OUTSTAT=AJUSTE;
FORECAST LEAD=7 ID=FECHA INTERVAL=week OUT=bitcoin1.PREDICCIONES
PRINTALL;
RUN;
quit;

/*****
*****

/* Modelos de suavizado */
/*****
*****

proc esm data=bitcoin1.completo out=bitcoin1.salida lead=7
print=(FORECASTS ESTIMATES) PLOT=(FORECASTS MODELS SEASONS);
id FECHA interval=week;
forecast lprecio / model=LINEAR;

run;

proc esm data=bitcoin1.completo out=bitcoin1.salida lead=7
print=(FORECASTS ESTIMATES) PLOT=(FORECASTS MODELS SEASONS);
id FECHA interval=week;
forecast lprecio / model=DOUBLE;
run;

proc esm data=bitcoin1.completo out=bitcoin1.salida lead=7
print=(FORECASTS ESTIMATES) PLOT=(FORECASTS MODELS SEASONS);
id FECHA interval=week;
forecast lprecio / model=MULTIWINTERS;
run;

DATA bitcoin1.completo2;
SET bitcoin1.completo;
if fecha < '08may2016'd then delete;
if fecha > '25mar2018'd then delete;
drop week;
RUN;

proc forecast data=bitcoin1.completo2 interval=WEEK
method=expo trend=2 lead=7
out=out outfull outest=est;
id fecha;
var lprecio;
run;

data outx;
set out;
precio=exp(lprecio);
run;

proc sgplot data=outx;
series x=fecha y=precio / group=_type_ lineattrs=(pattern=1);
where _type_ ^= 'RESIDUAL';
run;
```



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
proc forecast data=bitcoin1.completo2 interval=WEEK
method=expo trend=3 lead=7
out=out1 outfull outest=est1;
id fecha;
var lprecio;
run;

data outb;
set out1;
precio=exp(lprecio);
run;

proc sgplot data=outb;
series x=fecha y=precio / group=_type_ lineattrs=(pattern=1);
where _type_ ^= 'RESIDUAL';
run;

/*****
*****

/* Regresión dinámica */
/*****
*****

proc autoreg data=bitcoin1.completo;
model lPrecio = VAR2 / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Porcentaje_recompensa / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Cantidad_hashes / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Recompensa_bloque / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Dificultad / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Tamano_bloque / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Transacciones_bloque / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Bitcoins_circulacion / nlag=8 backstep method=ml;
run;
```



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
proc autoreg data=bitcoin1.completo;
model lPrecio = USD_RMB / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = USD_JPY / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = USD_EUR / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = ORO / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = ethereum / nlag=8 backstep method=ml;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = ethereum VAR2 Cantidad_hashes Transacciones_bloque
Bitcoin_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque / nlag=12
method=ml backstep archtest;
run;

/*****
*****
***** */
/* Creación
de variables retardadas */
/*****
***** */

data bitcoin1.Completo;
set bitcoin1.Completo;
by fecha;
set bitcoin1.Completo ( firstobs = 2 keep =Bitcoin_circulacion rename
= (Bitcoin_circulacion = Next_Bitcoin_circulacion) )
bitcoin1.Completo ( obs = 1 drop =
_all_ );
Next_Bitcoin_circulacion = ifn( last.ID, (.),
Next_Bitcoin_circulacion );
set bitcoin1.Completo ( firstobs = 2 keep =Recompensa_bloque rename
= (Recompensa_bloque = Next_Recompensa_bloque ) )
bitcoin1.Completo ( obs = 1 drop =
_all_ );
Next_Recompensa_bloque = ifn( last.ID, (.),
Next_Recompensa_bloque );
set bitcoin1.Completo ( firstobs = 2 keep =Tamano_bloque rename =
(Tamano_bloque = Next_Tamano_bloque ) )
bitcoin1.Completo ( obs = 1 drop =
_all_ );
Next_Tamano_bloque = ifn( last.ID, (.), Next_Tamano_bloque );
set bitcoin1.Completo ( firstobs = 2 keep =VAR2 rename = (VAR2 =
Next_VAR2 ) )
bitcoin1.Completo ( obs = 1 drop =
_all_ );
```



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```

Next_VAR2 = ifn( last.ID, (.), Next_VAR2 );
set bitcoin1.Complettox ( firstobs = 2 keep =ethereum rename =
(ethereum = Next_ethereum ) )
    bitcoin1.Complettox (      obs = 1 drop =
_all_                          );
Next_ethereum = ifn( last.ID, (.), Next_ethereum );
set bitcoin1.Complettox ( firstobs = 2 keep =Cantidad_hashes rename =
(Cantidad_hashes = Next_Cantidad_hashes ) )
    bitcoin1.Complettox (      obs = 1 drop =
_all_                          );
Next_Cantidad_hashes = ifn( last.ID, (.), Next_Cantidad_hashes );
set bitcoin1.Complettox ( firstobs = 2 keep =Transacciones_bloque
rename = (Transacciones_bloque = Next_Transacciones_bloque ) )
    bitcoin1.Complettox (      obs = 1 drop =
_all_                          );
Next_Transacciones_bloque = ifn( last.ID, (.),
Next_Transacciones_bloque );
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Complettox;
model lPrecio = ethereum VAR2 Cantidad_hashes Transacciones_bloque
Bitcoin_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque
Next_ethereum Next_VAR2 Next_Cantidad_hashes Next_Transacciones_bloque
Next_Bitcoin_circulacion Next_Recompensa_bloque Next_Tamano_bloque /
nlag=12 method=ml backstep;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Complettox;
model ClPrecio = Bitcoin_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque
/ nlag=(1 6 8) method=ml backstep;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;

/*****
*****/
/* Modelos
ARIMA para las variables regresoras */
/*****
*****/

PROC ARIMA DATA= bitcoin1.complettox PLOTS=ALL;
IDENTIFY VAR=Bitcoin_circulacion (1);
ESTIMATE p=1 OUTEST=EST OUTMODEL=MODELO OUTSTAT=AJUSTE;
FORECAST LEAD=7 ID=FECHA INTERVAL=week OUT=bitcoin1.circulacion
PRINTALL;
RUN;
quit;

data bitcoin1.complettox1;
set bitcoin1.complettox;
lRecompensa_bloque=log(Recompensa_bloque);
run;
PROC ARIMA DATA= bitcoin1.complettox1 PLOTS=ALL;
IDENTIFY VAR=lRecompensa_bloque;
ESTIMATE Q=1 MU=-.09 NOEST OUTEST=EST OUTMODEL=MODELO OUTSTAT=AJUSTE;

```



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
FORECAST LEAD=7 ID=FECHA INTERVAL=week OUT=bitcoin1.lRecompensa
PRINTALL;
RUN;
quit;

PROC ARIMA DATA= bitcoin1.completox PLOTS=ALL;
IDENTIFY VAR=Tamano_bloque(1);
ESTIMATE Q=1 MU=-.02 NOEST OUTEST=EST OUTMODEL=MODELO OUTSTAT=AJUSTE;
FORECAST LEAD=7 ID=FECHA INTERVAL=week OUT=bitcoin1.Tamano PRINTALL;
RUN;
quit;

DATA bitcoin1.completox2;
merge bitcoin1.completo bitcoin1.circulacion;
by fecha;
rename forecast=Pcirculacion;
RUN;

DATA bitcoin1.completox2;
set bitcoin1.completox2;
if Bitcoins_circulacion="." then Bitcoins_circulacion=Pcirculacion;
rename Bitcoins_circulacion = ABitcoins_circulacion;
RUN;

DATA bitcoin1.completox3;
merge bitcoin1.completox1 bitcoin1.lRecompensa;
by fecha;
rename forecast=plRecompensa;
RUN;

DATA bitcoin1.completox3;
set bitcoin1.completox3;
if Recompensa_bloque="." then Recompensa_bloque=exp(plRecompensa);
rename Recompensa_bloque=ARcompensa_bloque;
RUN;

DATA bitcoin1.completox4;
merge bitcoin1.completox1 bitcoin1.Tamano;
by fecha;
rename forecast=ptamano;
RUN;

DATA bitcoin1.completox4;
set bitcoin1.completox4;
if Tamano_bloque="." then Tamano_bloque=ptamano;
rename Tamano_bloque=ATamano_bloque;
RUN;

DATA bitcoin1.completoD;
merge bitcoin1.completox2 bitcoin1.completox3 bitcoin1.completox4;
by fecha;
keep lprecio fecha cprecio clprecio ARcompensa_bloque ATamano_bloque
ABitcoins_circulacion;
RUN;

proc autoreg data=bitcoin1.CompletoD;
```



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
model lPrecio = ABitcoins_circulacion ARecompensa_bloque
ATamano_bloque / nlag=(1 6 8) method=ml backstep;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl ;
run;

data bitcoin1.pl;
set bitcoin1.pl;
YprecioP=exp(LprecioP);
Ylcl=exp(lcl);
Yucl=exp(ucl);
Tendencia=exp(BloqueT);
run;

proc sgplot data=bitcoin1.pl;
band x=fecha upper=Yucl lower=Ylcl;
scatter x=fecha y=Cprecio;
series x=fecha y=YprecioP;
series x=fecha y=Tendencia /
lineattrs=(color=black);
run;

proc sgplot data=bitcoin1.pl;
where fecha > '25mar2018'd;
band x=fecha upper=Yucl lower=Ylcl;
scatter x=fecha y=Cprecio;
series x=fecha y=YprecioP;
run;

DATA bitcoin1.pl;
set bitcoin1.pl;
if (fecha > '25mar2018'd) then error= abs(YprecioP-Cprecio);
RUN;

proc means data=bitcoin1.pl;
var error;
run;

/*****
*****/

/* Modelos ARCH y GARCH */
/*****
*****/

data bitcoin1.datosx;
set bitcoin1.datos;
lprecio=log(precio);
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = ORO ethereum VAR2 Porcentaje_recompensa
Cantidad_hashes Transacciones_bloque Dificultad Bitcoins_circulacion
Recompensa_bloque Tamano_bloque USD_JPY USD_RMB USD_EUR / nlag=12
backstep method=ml archtest;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;
```



## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Bitcoins_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque /
nlag=12 backstep method=ml archtest=(qlm);
model lPrecio = Bitcoins_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque /
nlag=12 backstep method=ml archtest=(lk,wl);
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Bitcoins_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque /
nlag=12 garch=(q=1) backstep method=ml archtest;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Bitcoins_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque /
nlag=12 garch=(p=1,q=1) backstep method=ml archtest;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Bitcoins_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque /
nlag=12 garch=(q=(2)) backstep method=ml archtest;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Bitcoins_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque /
nlag=12 garch=(p=1,q=2) backstep method=ml archtest;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completo;
model lPrecio = Bitcoins_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque /
nlag=12 garch=(q=4) backstep method=ml archtest;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;

proc autoreg data=bitcoin1.datosx;
model lPrecio = Bitcoins_circulacion Recompensa_bloque Tamano_bloque
/noint nlag=1 garch=(q=1) backstep method=ml archtest;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;

data bitcoin1.pl;
set bitcoin1.pl;
YprecioP=exp(lprecioP);
Ylcl=exp(lcl);
Yucl=exp(ucl);
Tendencia=exp(BloqueT);
run;

proc autoreg data=bitcoin1.Completod;
model lPrecio = ABitcoins_circulacion ARecompensa_bloque
ATamano_bloque / nlag=12 garch=(q=(2)) backstep method=ml archtest;
output out=bitcoin1.pl p=lprecioP pm=BloqueT lcl=lcl ucl=ucl;
run;
```





## Estudio del Bitcoin mediante técnicas de Series Temporales.

```
proc sgplot data=bitcoin1.pl;  
where fecha >'25mar2018'd;  
band x=fecha upper=Yucl lower=Ylcl;  
scatter x=fecha y=cprecio;  
series x=fecha y=YprecioP;  
run;
```

```
data bitcoin1.pl;  
set bitcoin1.pl;  
YprecioP=exp(LprecioP);  
Ylcl=exp(lcl);  
Yucl=exp(ucl);  
Tendencia=exp(BloqueT);  
run;
```

```
proc sgplot data=bitcoin1.pl;  
where fecha >'25mar2018'd;  
band x=fecha upper=Yucl lower=Ylcl;  
scatter x=fecha y=cprecio;  
series x=fecha y=YprecioP;  
run;
```